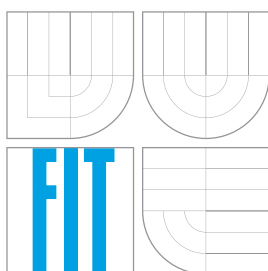


VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ
BRNO UNIVERSITY OF TECHNOLOGY



FAKULTA INFORMAČNÍCH TECHNOLOGIÍ
ÚSTAV POČÍTAČOVÉ GRAFIKY A MULTIMÉDIÍ

FACULTY OF INFORMATION TECHNOLOGY
DEPARTMENT OF COMPUTER GRAPHICS AND MULTIMEDIA

RESTAURACE OBRAZU ROZMAZANÉHO VLIVEM POHYBU

MOTION-BLURRED IMAGE RESTORATION

BAKALÁŘSKÁ PRÁCE

BACHELOR'S THESIS

AUTOR PRÁCE

AUTHOR

ZDENĚK RAJNOCH

VEDOUCÍ PRÁCE

SUPERVISOR

Ing. DAVID BAŘINA

BRNO 2013

Abstrakt

Cílem této práce je restaurace obrazu poškozeného vlivem pohybu. Je uvažováno pouze rovnoměrné rozmazání po úsečce určité délky otočené o určitý úhel vzhledem k ose x . Jsou zde vysvětleny některé metody pro odhad délky a úhlu rozmazání a následně jsou porovnány na synteticky rozmazaných datech v několika rozdílných podmínkách. Rozmazané obrázky jsou poté restaurovány pomocí některé z dekonvolučních metod.

Abstract

Goal of this thesis is restauration of motion blurred images. Motion blurr is assumed to be only over a narrow line rotated by any angle to x axis. There are several methods which are theoretically explained and compared on synthetically blurred images in several different conditions. After that motion blurred images are restaured with some of deconvolution methods.

Klíčová slova

Cesptrální metoda, steerable filtrace, Radonova transformace, Richardson-Lucy dekonvoluce, Wienerův filtr, inverzní filtr, rozmazání pohybem, obraz, rozptylová funkce, frekvenční spektrum, výkonové spektrum.

Keywords

Cepstral method, steerable filters, Radon transform, Richardson-Lucy deconvolution, Wiener filter, inverse filter, motion blurr, image, point spread function, frequency spectrum, power spectrum.

Citace

Zdeněk Rajnoch: Restaurace obrazu rozmazaného vlivem pohybu, bakalářská práce, Brno, FIT VUT v Brně, 2013

Restaurace obrazu rozmazaného vlivem pohybu

Prohlášení

Prohlašuji, že jsem tuto bakalářskou práci vypracoval samostatně pod vedením pana Davida Bařiny

.....

Zdeněk Rajnoch

14. května 2013

Poděkování

Chtěl bych poděkovat panu Davidu Bařinovi za jeho odborné vedení při vypracování této práce.

© Zdeněk Rajnoch, 2013.

Tato práce vznikla jako školní dílo na Vysokém učení technickém v Brně, Fakultě informačních technologií. Práce je chráněna autorským zákonem a její užití bez udělení oprávnění autorem je nezákonné, s výjimkou zákonem definovaných případů.

Obsah

1 Úvod	2
2 Metody odhadu a dekonvoluce	4
2.1 Frekvenční a výkonové spektrum	4
2.2 Cepstrální metoda	5
2.3 Steerable filtrace	6
2.4 Radonova transformace	7
2.5 Jednodimenzionální cepstrální metoda	10
2.6 Inverzní filtr	11
2.7 Wienerův filtr	12
2.8 Richardson-Lucy dekonvoluce	12
3 Implementace	14
3.1 Cepstrální metoda	14
3.2 Steerable filtrace	15
3.3 Radonova transformace	15
3.4 1D cepstrální metoda	16
3.5 Inverzní a Wienerův filtr	17
4 Testování a dosažené výsledky	18
4.1 Cepstrální metoda pro odhad úhlu	20
4.2 Steerable filtrace	22
4.3 Radonova transformace	24
4.4 Cepstrální metoda pro odhad délky	26
4.5 1D cepstrální metoda	28
4.6 Inverzní filtr	29
4.7 Wienerův filtr	30
5 Závěr	32

Kapitola 1

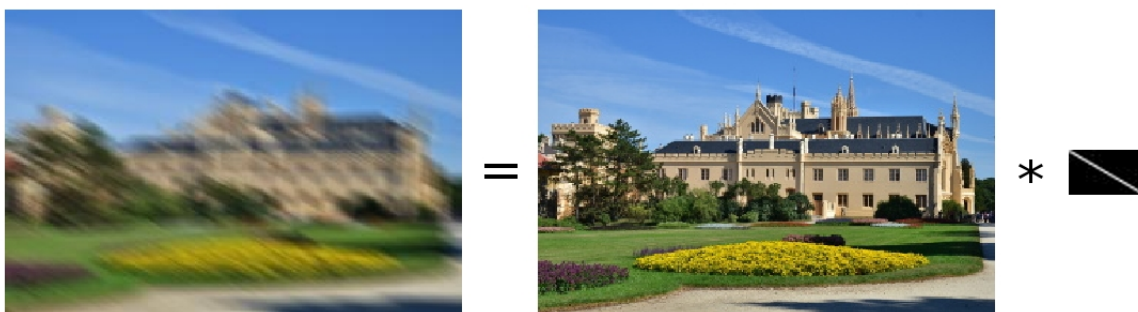
Úvod

S digitálními fotografiemi poškozenými vlivem pohybu se v dnešní době můžeme setkat běžně. K rozmazání vlivem pohybu dochází, pokud dojde v době snímání k relativnímu pohybu mezi senzorem kamery a snímaným objektem. K tomuto jevu běžně dochází například u delších časů snímání scény, kdy fotoaparát není možné udržet v jedné pozici nebo u rychle se pohybujících objektů. Tato práce se zabývá pouze konstantním rozmazáním jedním směrem a pod určitým úhlem vzhledem k ose x , reálné rozmazání však bývá komplexnější – pohyb fotoaparátu v reálných případech bývá po křivce s různou intenzitou rozmazání. Během snímání však může dojít i k natočení fotoaparátu, což má za následek jiný model rozmazání po okrajích a ve středu fotografie.

Vztah mezi původním a rozmazaným obrazem lze vyjádřit rovnicí [5]

$$g(x, y) = f(x, y) * h(x, y) + n(x, y), \quad (1.1)$$

kde $g(x, y)$ reprezentuje rozmazaný obraz, $f(x, y)$ původní obraz, $h(x, y)$ rozmazání obrazu – rozptylovou funkci a $n(x, y)$ případný šum v obraze. Operátor $*$ pak značí konvoluci. Na obrázku 1.1 je tento vztah graficky vyobrazen při zanedbání šumu.

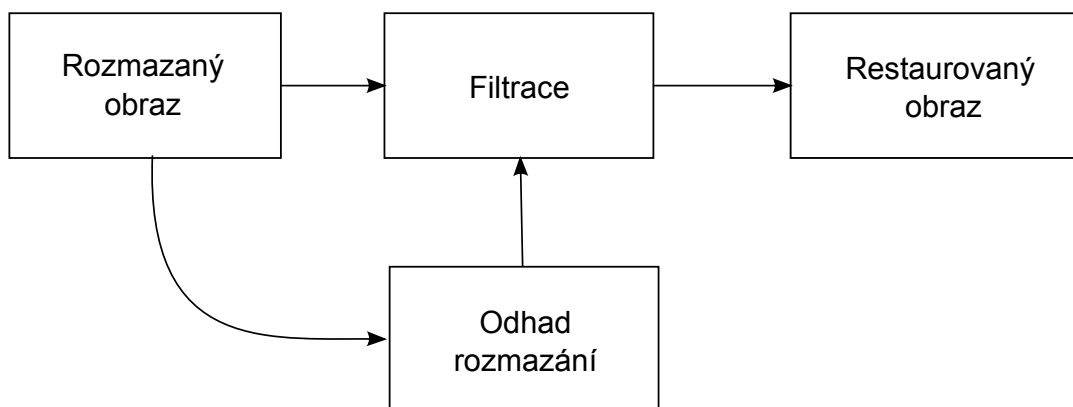


Obrázek 1.1: Grafické znázornění rovnice rozmazání obrazu – rozmazaný obraz lze při zanedbání šumu vyjádřit jako konvoluci mezi původním obrazem a rozptylovou funkcí.

Hlavním problémem tedy bude odhadnout parametry rozmazání – délky a úhlu rozmazání, kterými byl daný obraz poškozen. Takto odhadnutá rozptylová funkce může být vyjádřena vztahem [5]

$$h(x, y) = \frac{1}{L} \delta(\vec{L}), \quad (1.2)$$

kde \vec{L} reprezentuje úsečku o délce L natočenou o úhel Θ vzhledem k ose x . Na základě odhadnutých parametrů se následně některá z dekonvolučních metod pokusí původní obraz zrekonstruovat. Obrázek 1.2 zobrazuje jednotlivé kroky při restauraci obrazu.



Obrázek 1.2: Restaurace rozmazaného obrazu. Na základě rozmazaného obrazu je nejdříve proveden odhad rozmazání. Ten je následně předán některé z dekonvolučních metod, která provede restauraci obrazu.

Pro odhad parametrů rozmazání existuje velké množství metod. Některé jsou schopné identifikovat délku i úhel rozmazání, jiné pouze jeden z těchto parametrů. V této práci jsou pro odhad úhlu rozmazání použity následující metody:

- Cepstrální metoda
- Steerable filtrace
- Radonova transformace

Pro odhad délky rozmazání jsou pak použity:

- Cepstrální metoda
- Jednodimenzionální cepstrální metoda

Mezi dalšími metodami je možné zmínit například rohovou metodu [1] a metodu přímého zjištění rozptylové funkce za použití zaměření náhodného šumu [2]. Existují také další metody schopné odhalit i složitější modely rozmazání, těmi se však tato práce nezabývá.

O filtraci obrazu se stará některá z dekonvolučních metod. V této práci je použit Wienerův a inverzní filtr, ale existuje jich také větší množství. Mezi další dekonvoluční metody patří například Richardson-Lucy dekonvoluce [8].

Při správném odhadu parametrů rozmazání by se měl výsledný opravený obraz přiblížit (v ideálním případě být totožný) k původnímu nerozmazanému obrazu.

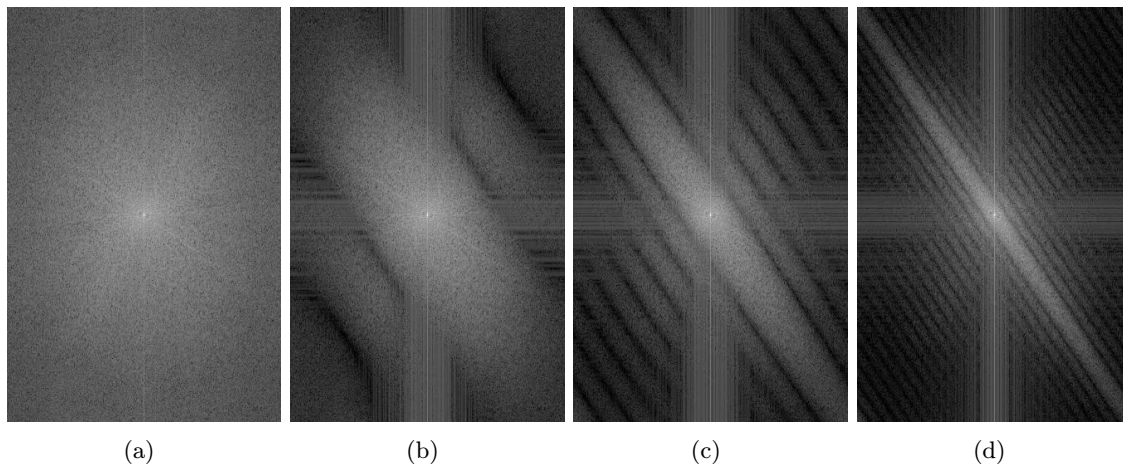
Kapitola 2

Metody odhadu a dekonvoluce

V této kapitole jsou detailněji popsány některé metody používané k restauraci obrazu poškozeného vlivem pohybu. Je zde popsána úloha frekvenčního a výkonového spektra při restauraci obrazu, některé metody pro odhad parametrů rozmazání a tři z dekonvolučních metod.

2.1 Frekvenční a výkonové spektrum

Všechny zde popsané metody pracují s frekvenčním spektrem obrazu, popřípadě výkonovým spektrem obrazu. Frekvenční spektrum obrazu lze získat provedením Fourierovy transformace nad daným rozmazaným obrazem. Ve frekvenčním spektru rozmazaného obrazu se vyskytují čáry ve směru rozmazání natočené o 90 stupňů. Metody zde popsané se snaží natočení těchto čar různými způsoby detekovat, čímž získají odhad rozmazání obrazu. Na obrázku 2.1 je zobrazeno frekvenční spektrum rozmazaného obrázku. Z obrázku vyplývá, že čím je délka rozmazání větší, tím intenzivnější jsou čáry ve směru rozmazání.



Obrázek 2.1: Ukázky frekvenčního spektra v logaritmickém měřítku po prohození kvadrantů. Obrázek bez rozmazání 2.1(a), s délkou rozmazání 5 pixelů pod úhlem 45 stupňů 2.1(b), s délkou rozmazání 12 pixelů pod úhlem 45 stupňů 2.1(c) a s délkou rozmazání 30 pixelů pod úhlem 45 stupňů 2.1(d).

Z obrázků je zřetelné, že jsou čáry zrcadleny přes střed frekvenčního spektra. Z toho

vyplývá že postačí hledat úhel rozmazání v rozsahu 0 až 179 stupňů, protože odezva bude pro úhly otočené o 180 totožná.

Steerable filtrace i Radonova transformace pracují ve výkonovém spektru. To lze získat vypočtením absolutní hodnoty a umocněním na druhou všech pixelů frekvenčního spektra. Tímto krokem se převedou komplexní čísla ve frekvenčním spektru na reálná a umocněním ještě více vyniknou čáry způsobené rozmazáním. Restaurace obrazu inverzním a Wienerovým filtrem poté probíhá také ve frekvenčním spektru, ze kterého je inverzní Fourierovou transformací výsledek převeden zpět na obrázek.

2.2 Cepstrální metoda

Tato podkapitola je založena na [5]. Dvoudimenzionální cepstrální metoda je schopná odhadnout délku i úhel rozmazání. Cepstrum rozmazaného obrazu $g(x, y)$ je dáno rovnicí

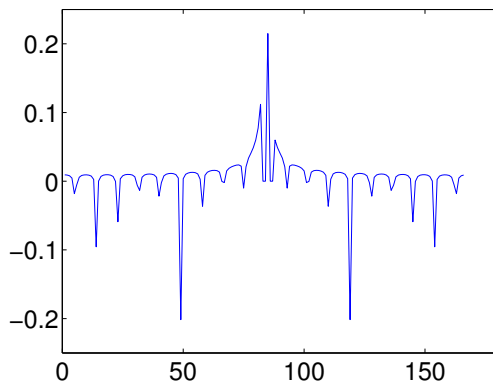
$$C(g(x, y)) = \mathcal{F}^{-1}(\log |\mathcal{F}(g(x, y))|). \quad (2.1)$$

\mathcal{F} v tomto vztahu značí Fourierovu transformaci a \mathcal{F}^{-1} pak inverzní Fourierovu transformaci. Použit byl logaritmus při základu 10.

Důležitou vlastností cepstra je, že je při konvoluci přenosné, čehož lze pro odhad rozmazání efektivně využít. Cepstrum rozptylové funkce $C(h(x, y)) = \mathcal{F}^{-1}(\log |H(x, y)|)$ má velké negativní špičky ve vzdálenosti L od počátku. Pokud není rozmazaný obraz poškozen velkým množstvím šumu, projevují se tyto špičky i do cepstra rozmazaného obrazu $C(g(x, y))$ taktéž ve vzdálenosti L od počátku.

Délku a úhel rozmazání lze pak určit podle spojnice první negativní špičky a středu cepstra rozmazaného obrazu. Úhel rozmazání může být vypočten například pomocí inverzních goniometrických funkcí a délka rozmazání například pomocí Pythagorovy věty.

Příklad těchto negativních špiček je zobrazen na obrázku 2.2(a), kde je vyobrazen průřez cepstrem obrázku pod úhlem rozmazání. Na obrázku 2.2(b) se pak nachází poloha negativních špiček v souřadném systému obrázku.



(a)



(b)

Obrázek 2.2: Velké negativní špičky rozptylové funkce při úhlu rozmazání 45 stupňů a délce rozmazání 35 pixelů. Dvě velké negativní špičky při průřezu cepstrem pod úhlem rozmazání 2.2(a) a jejich zobrazení v souřadném systému 2.2(b).

Možná modifikace:

- Jelikož je cepstrální metoda náchylná k chybám odhadu způsobených šumem je možné u této metody provést odhad úhlu rozmazání jinou metodou, například Radonovou transformací, a cepstrální metodu použít pouze pro nalezení délky rozmazání. Nejdříve je vhodné provést odšumění rozmazaného obrazu, například pomocí Gaussova filtru. Následně je cepstrum rozmazaného obrazu rotováno o úhel odhadnutý jinou metodou – velké negativní špičky by se teď měly nacházet na horizontální ose cepstra rozmazaného obrazu. Každá další negativní špička, která se nalézá mimo horizontální osu obrazu je považována za šum v obraze a je ignorována. Hledané negativní špičky by se měly, stejně jako bez této modifikace, nalézat ve stejné vzdálenosti od počátku cepstra na obou stranách osy x . Délka rozmazání se pak určí jako vzdálenost středu cepstra a první velké negativní špičky na ose x .

2.3 Steerable filtrace

Tato podkapitola je založena na [5] a [3]. Steerable filtrace je další z metod pro odhad úhlu rozmazání. Tato metoda využívá faktu, že můžeme vytvořit filtr s libovolnou orientací skrze lineární kombinaci setu základních filtrů. Jako základní filtry pro detekci úhlu rozmazání jsou použity orientované filtry, které detekují hrany v obraze. Tyto základní filtry jsou aplikovány na výkonové spektrum rozmazaného obrazu a jsou zkoumány jejich dílčí odezvy. Podle reakce výkonového spektra na jednotlivé filtry se pak hledá úhel s nejlepší odezvou, který bude prohlášen za úhel rozmazání.

Jako základní filtry používá steerable filtrace druhé derivace Gaussových funkcí. Radiálně symetrická Gaussova funkce je ve dvoudimenzionálním prostoru dána vztahem

$$G(x, y) = e^{-(x^2+y^2)}, \quad (2.2)$$

a může být využita například pro vyhlazení hran v obraze pomocí konvoluce (Gaussovske rozostření). Druhá derivace Gaussovy funkce $G(x, y)$ detekuje okraje v obraze.

$$d^2 (G(x, y) * f(x, y)) = d^2 (G(x, y)) * f(x, y) \quad (2.3)$$

Pro detekci úhlu rozmazání budou použity jako základní filtry tři druhé derivace Gaussových funkcí u nichž bude zkoumána jejich reakce na daný úhel Θ . Tyto tři základní filtry jsou dány vztahy

$$G_{2a} = 0,921 \cdot (2x^2 - 1) \cdot e^{-(x^2+y^2)} \quad (2.4a)$$

$$G_{2b} = 1,843 \cdot x \cdot y \cdot e^{-(x^2+y^2)} \quad (2.4b)$$

$$G_{2c} = 0,921 \cdot (2y^2 - 1) \cdot e^{-(x^2+y^2)} \quad (2.4c)$$

a na obrázku 2.3 se nalézá jejich grafické vyobrazení. Reakce G_2^Θ , kterou při konvoluci s výkonovým spektrem obrazu R vyvolají je pro libovolný úhel Θ dána vztahem

$$RG_2^\Theta = k_a(\Theta) R * G_{2a} + k_b(\Theta) R * G_{2b} + k_c(\Theta) R * G_{2c}, \quad (2.5)$$

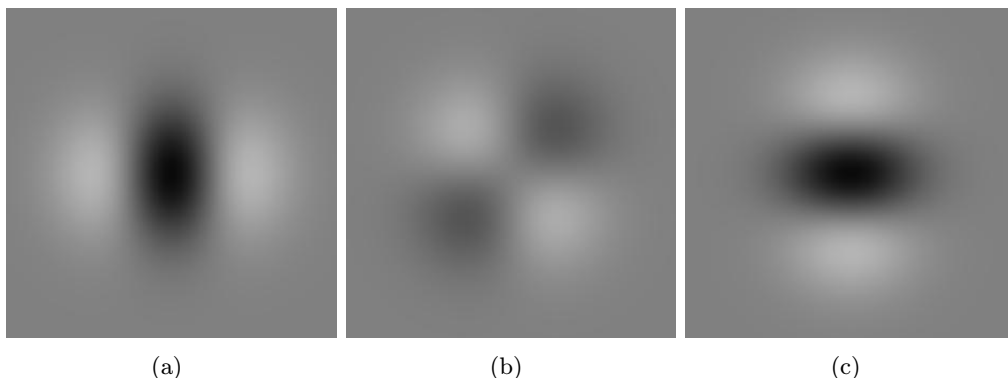
přičemž váhy jednotlivých reakcí $k_a(\Theta)$, $k_b(\Theta)$ a $k_c(\Theta)$ jsou

$$k_a(\Theta) = \cos^2(\Theta) \quad (2.6a)$$

$$k_b(\Theta) = -2 \cdot \cos(\Theta) \cdot \sin(\Theta) \quad (2.6b)$$

$$k_c(\Theta) = \sin^2(\Theta) \quad (2.6c)$$

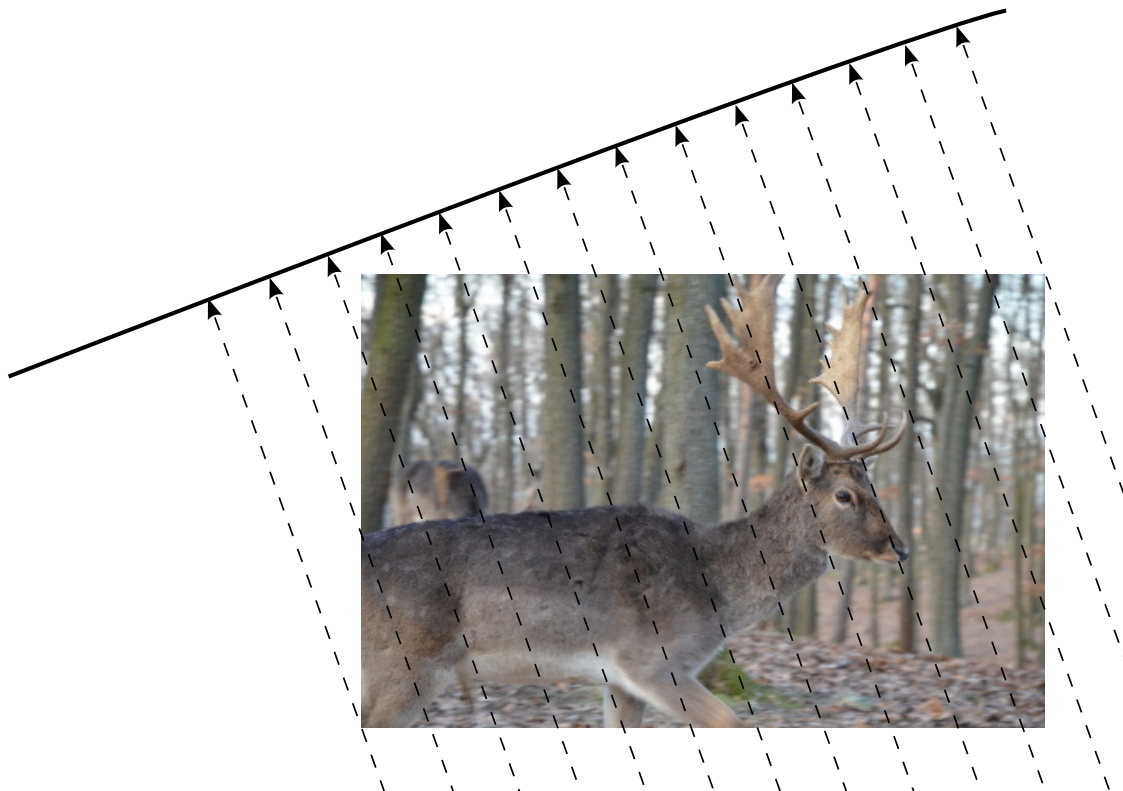
Nakonec je pro výslednou matici odezev G_2^Θ vypočtena L_2 norma. Při detekci úhlu rozmazání je L_2 norma vypočtena pro každý úhel Θ od 0 do 179 stupňů a úhel Θ s nejvyšší L_2 normou bude prohlášen za hledaný úhel rozmazání.



Obrázek 2.3: Vyobrazení Gaussových funkcí – základních filtrů steerable filtrace.

2.4 Radonova transformace

Tato podkapitola je založena na [5]. Radonova transformace je další z metod pro odhad úhlu rozmazání. Metoda pracuje ve výkonovém spektru rozmazaného obrazu. Pomocí Radonovy transformace je zde vypočten průmět rozmazaného obrazu Img na průmětnu pod určitým úhlem Θ . Na obrázku 2.4 je tento princip vyobrazen.



Obrázek 2.4: Princip Radonovy transformace ukázaný na běžném obrázku pro úhel $\Theta=15$ stupňů. Jednotlivé pixely obrazu jsou promítány pod úhlem Θ na průmětnu, přičemž se hodnoty pixelů promítaných do stejného bodu průmětny sčítají.

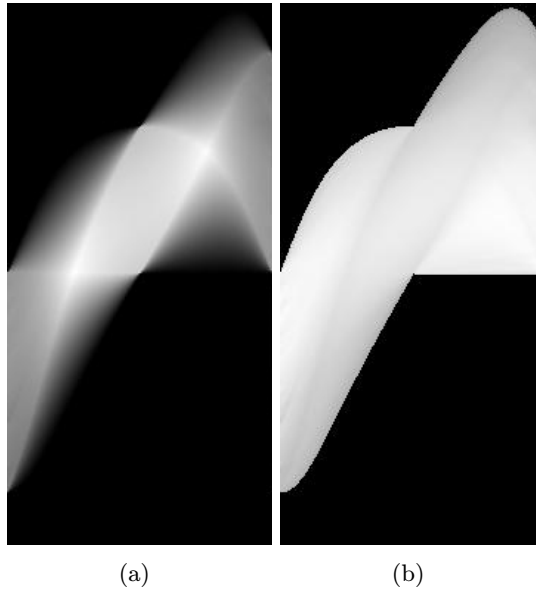
Radonova transformace pro funkci $f(x, y)$, v tomto případě výkonové spektrum rozmazaného obrazu, definována vztahem

$$R(f)(x, \Theta) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x \cdot \cos \Theta - y \cdot \sin \Theta, x \cdot \sin \Theta + y \cdot \cos \Theta) dy. \quad (2.7)$$

Pro implementaci Radonovy transformace uvažujme, že Img je čtvercový obraz a dále pak, že obsah obrazu Img je konečný vzor proti černému pozadí. Ve výkonovém spektru rozmazaného obrazu $g(x, y)$ je vypočtena diskrétní Radonova transformace pro každý úhel Θ od 0 do 179 stupňů a výsledek je pro každý úhel uložen do jednoho sloupce matice R . Dalším krokem je nalezení úhlu, pro který vrací Radonova transformace největší hodnotu. V matici R je nalezeno 5 nejvyšších hodnot v každém sloupci a vypočte se jejich suma. Výsledkem tohoto kroku je vektor sum v o délce 180, který udává výsledné odezvy Radonovy transformace pro každý úhel Θ . Úhel jenž má ve vektoru v nejvyšší hodnotu je určen jako hledaný úhel rozmazání.

K Radonově transformaci existuje také několik modifikací, které rozšiřují možnosti této metody:

- Pokud má obraz Img rozměry $m \cdot n$, přičemž $m \neq n$, budou mít osy ve frekvenční doméně rozdílnou délku maticové reprezentace. Výpočet úhlu ve frekvenční doméně povede k disortaci – například diagonála v tomto případě nebude pod úhlem 45° .



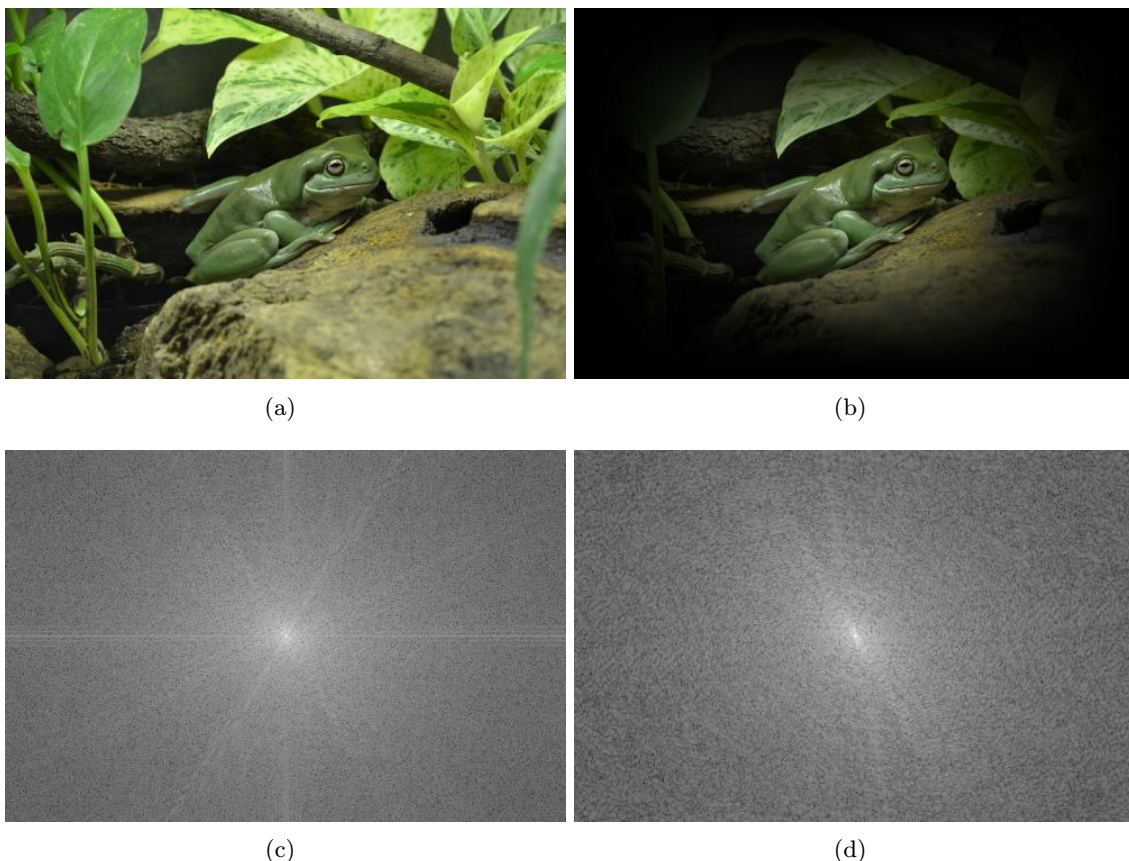
Obrázek 2.5: Radonova transformace 2.5(a) a normalizovaná Radonova transformace 2.5(b) provedené nad běžným obrázkem.

Tomuto problému lze předejít přepočtením úhlu Θ na základě vzorce

$$\tilde{\Theta} = \tan^{-1} \left(\frac{n}{m} \cdot \tan(\Theta) \right) \quad (2.8)$$

a následném spuštění algoritmu s tímto přepočteným úhlem.

- Radonova transformace bere integrály podél čar pod rozdílným úhlem v obdelníkovém obraze. Vzdálenost průsečíků mezi čarami a obrazem závisí na úhlu. Největší délka je při úhlu 45° , takže integrál posbírá největší množství šumu. Proto algoritmus běžně špatně vybere úhly 45° a 135° pro odhad úhlu. Tomuto je možné předejít provedením normalizace. K Radonově transformaci obrazu je provedena ještě Radonova transformace matice jedniček o stejné velikosti jako rozmazaný obraz. Výsledný vektor Radonovy transformace jedniček je použit jako váhovací a každý bod z Radonovy transformace obrazu je vydělen příslušným bodem z Radonovy transformace matice jedniček. Na obrázku 2.5 je vyobrazena Radonova transformace obrazu pro úhly 0 až 179 stupňů před a po provedení normalizace.
- Předchozí algoritmus funguje pouze pro obraz, který je konečný a na černém pozadí. Pokud pozadí není černé, nebo se blízko hranice objektu nachází objekty, ostré okraje způsobí další čáry ve spektrální doméně při úhlu 0° . Radonova transformace tyto okraje detekuje. Tomuto je možné předejít utlumením okrajů obrázku za použití Hannova okna. Hodnota takto upraveného obrázku se vytrácí směrem k okraji obrázku, takže okrajový efekt zmizí. Výsledek tohoto kroku je zobrazen na obrázku 2.6, kde se nachází originální obrázek a obrázek po použití Hannova okna a jejich výkonová spektra.



Obrázek 2.6: Ukázka Hannova okna – obrázek 2.6(a), obrázek po použití Hannova okna 2.6(b), výkonové spektrum obrázku 2.6(c), výkonové spektrum obrázku po použití Hannova okna 2.6(d).

2.5 Jednodimenzionální cepstrální metoda

Tato podkapitola byla převzata z [5]. Jednodimenzionální cepstrální metoda je metodou pro odhad délky rozmazání. Ke své činnosti využívá odhad úhlu rozmazání Θ některé z předchozích metod. Základní myšlenkou metody je sloučit dvoudimenzionální výkonové spektrum $\log |\mathcal{F}(g(x, y))|$ do úsečky procházející počátkem pod úhlem Θ . Protože je spektrum sloučeno ortogonálně ve směru pohybu, má výsledný signál přibližný tvar funkce *sinc*. Jakmile je výkonové spektrum sloučeno do jedné dimenze, je provedena inverzní Fourierova transformace. Ve výsledném vektoru je nalezena první velká negativní špička. Pro výpočet délky rozmazání je pak použita vzdálenost této negativní špičky od počátku cepstra.

Jedním algoritmem pro sloučení výkonového dvoudimenzionálního spektra do jednodimenzionálního je vypočtení hodnoty pro každý bod spektra pomocí rovnice

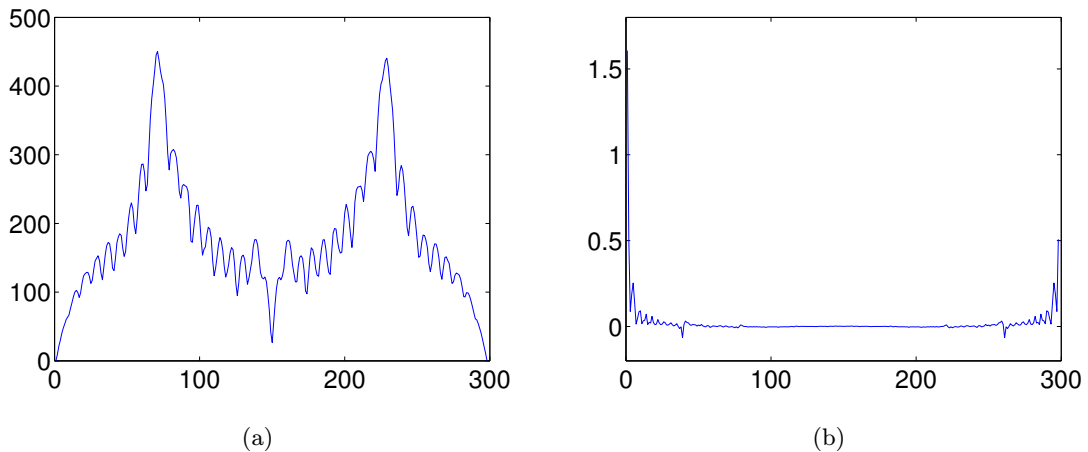
$$d = x \cdot \cos(\Theta) + y \cdot \sin(\Theta). \quad (2.9)$$

Pokud se jedná o spojitý signál, pak se hodnota $P(x, y)$ promítá na osu ve vzdálenosti d od počátku. V případě diskrétního signálu však nemusí být výsledná hodnota d integer. V takovém případě je hodnota $P(x, y)$ rozdělena na dva body – d a $d + 1$, kterým je přiřazena váha na základě jejich vzdálenosti od $P(x, y)$. Další možností převedení dvoudimenzionálního cepstra na jednodimenzionální je použití Radonovy transformace. Ta je nad

cepstrem rozmazaného obrázku provedena pod odhadnutým úhlem Θ a opět je výsledný vektor po bodech vydělen Radonovou transformací váhovací matice jedniček pod stejným úhlem. Příklad takového spektra se nalézá na obrázku 2.7

Pro předchozí algoritmus je ještě třeba vypočítat korekční faktor pro transformaci pozice bodů. Nechť d_0 je souřadnice na ose x pro první negativní špičku v 1D cepstru a D její délka. Délka d pak reprezentuje odhad délky rozmazání v obrázku o rozměrech $256 \cdot 256$ podle rovnice

$$d = 256 \cdot \frac{d_0}{D}. \quad (2.10)$$



Obrázek 2.7: Příklad sloučeného 1D výkonového spektra ve směru rozmazání 2.7(a) a 1D cepstra 2.7(b) – jsou zde patrné dvě negativní špičky ve stejných vzdálenostech od začátku a konce cepstra.

2.6 Inverzní filtr

Tato podkapitola je založena na [4] a [7]. Inverzní filtr je jednou z dekonvolučních metod – má tedy na starost restaurovat obraz po odhadnutí rozptylové funkce některou z předchozích metod. Samotný filtr je definován vztahem

$$X(u, v) = \frac{1}{H(u, v)}, \quad (2.11)$$

kde $H(u, v)$ reprezentuje rozptylovou funkci ve frekvenčním spektru. V ideálním případě by měl tento filtr zcela invertovat rozmazání obrazu.

S tímto postupem však nastává problém protože se v rozptylové funkci obrazu mohou vyskytovat nuly, nebo čísla jim velmi blízká. Pro tyto případy je do inverzního filtru přidáno prahování, které dělení velmi malými čísly řeší. Inverzní filtr s tímto prahem je poté definován jako

$$X(u, v) = \begin{cases} \frac{1}{H(u, v)} & \text{pro } |H(u, v)| \geq \epsilon \\ 0 & \text{pro } |H(u, v)| < \epsilon, \end{cases}$$

přičemž ϵ v tomto vzorci reprezentuje práh.

Filtr je pak možné na rozmazaný obraz aplikovat ve frekvenčním spektru vynásobením po bodech 2.12a, popřípadě po inverzní Fourierově transformaci konvolucí s rozmazaným obrazem 2.12b.

$$\hat{F}(u, v) = G(u, v) \cdot X(u, v) \quad (2.12a)$$

$$\hat{f}(u, v) = g(u, v) * x(u, v) \quad (2.12b)$$

2.7 Wienerův filtr

Tato podkapitola je založena na [4]. Wienerův filtr je další z dekonvolučních metod pro restauraci obrazu, k čemuž využívá rozptylovou funkci odhadnutou některou z předchozích metod. Jedná se o modifikaci inverzního filtru – v případě že obraz obsahuje zanedbatelné množství šumu se chová jako běžný inverzní filtr. Je to lineární filtr, který je kromě restaurace obrazu rozmazaného vlivem pohybu schopen opravit také obraz poškozený šumem. Přenosová charakteristika filtru je vyjádřena vztahem

$$X(u, v) = \frac{F(u, v)}{G(u, v)} \quad (2.13)$$

kde $F(u, v)$ je původní obraz, $G(u, v)$ poškozený obraz a $X(u, v)$ přenosová charakteristika filtru.

Z této rovnice je možné vyjádřit odhad původního nerozmazaného obrazu $\hat{F}(u, v)$ na základě rozmazaného obrazu a přenosové charakteristiky filtru.

$$\hat{F}(u, v) = G(u, v) * X(u, v) \quad (2.14)$$

Přenosová charakteristika filtru je v tomto případě odhadem rozmazání obrazu a může být vyjádřena vztahem

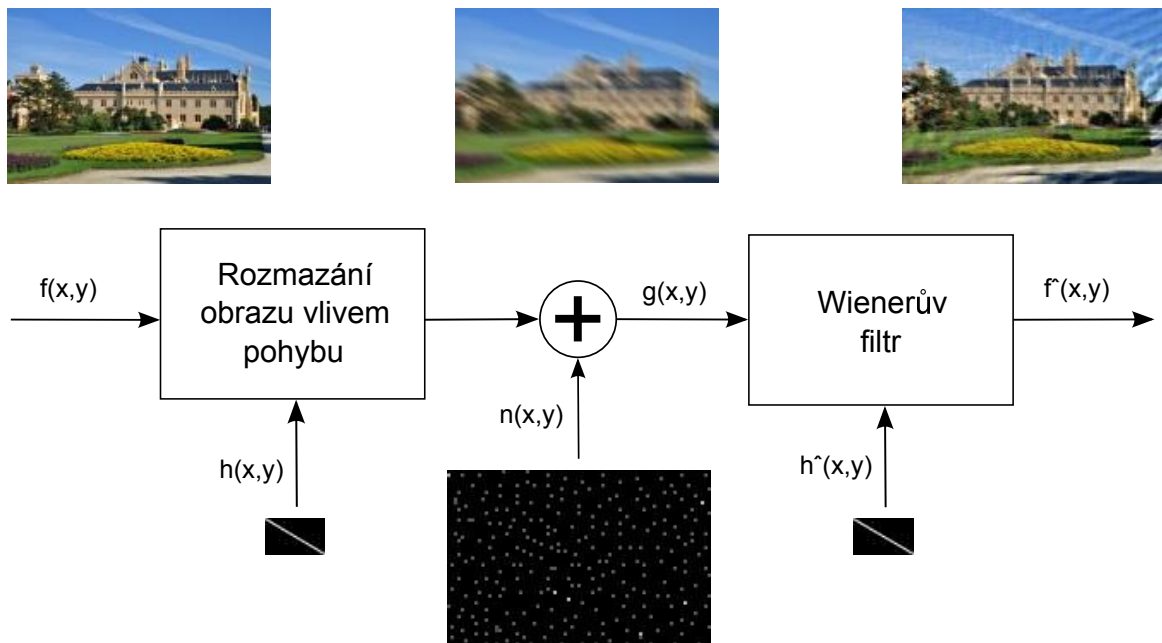
$$X(u, v) = \frac{1}{H(u, v)} \frac{|H(u, v)|^2}{|H(u, v)|^2 + \frac{S_{vv}(u, v)}{S_{ff}(u, v)}} \quad (2.15)$$

kde $H(u, v)$ reprezentuje Fourierovu transformaci rozptylové funkce, $P_{ff}(u, v)$ výkonové spektrum signálu získané z Fourierovy transformace autokorelace signálu a $P_{vv}(u, v)$ výkonové spektrum šumu získané z Fourierovy transformace autokorelace šumu.

Zlomek $S_{vv}(u, v) / S_{ff}(u, v)$ v tomto vztahu vyjadřuje odstup signálu od šumu v obraze – pokud je úroveň šumu nízká, je tento zlomek přibližně roven nule a Wienerův filtr se stává inverzním filtrem pro funkci rozmazání obrazu. Naopak pokud je signál velmi slabý, zlomek se blíží nekonečnu a výsledek filtru k nule.

2.8 Richardson-Lucy dekonvoluce

Tato podkapitola je založena na [8]. Richardson-Lucy dekonvoluce je iterativní metoda pro opravu obrazu rozmazaného vlivem pohybu s předem známou rozptylovou funkcí. Pixely



Obrázek 2.8: Princip činnosti Wienerova filtru. Odhad původního obrazu je založen na rozmazaném obraze a odhadu rozmazání.

v obraze lze vyjádřit jako kombinaci rozptylové funkce a původního nerozmazaného obrazu pomocí rovnice

$$P(I_\infty) = \sum_y P(I_\infty|B_y) P(B_y) \quad (2.16)$$

kde $P(I_\infty|B_y)$ je rozptylová funkce, $P(B_y)$ je hodnota pixelu v původním obraze na pozici y a $P(I_\infty)$ je hodnota v obraze rozmazaném. Odsud můžeme vyjádřit $P(I_\infty|B_y)$ pomocí Bayesova pravidla a zapsat pak $P(I_\infty)$ takto

$$P(I_\infty) = \sum_y \frac{P(B_y|I_\infty) P(I_\infty)}{\sum_z P(B_y|I_z) P(I_z)} \cdot P(B_y) \quad (2.17)$$

Obě strany rovnice obsahují $P(I_\infty)$, přičemž $P(I_\infty)$ na pravé straně je hledané řešení. Pro zrušení závislosti je použit současný odhad hodnoty $P(I_\infty)$ k výpočtu $P(I_\infty|B_y)$. Na základě toho lze definovat iterativní algoritmus pro výpočet $P(I_\infty)$

$$\begin{aligned} P^{t+1}(I_\infty) &= \sum_y \frac{P(B_y|I_\infty) P^t(I_\infty)}{\sum_z P(B_y|I_z) P^t(I_z)} \cdot P(B_y) \\ &= P^t(I_\infty) \sum_y P(B_y|I_\infty) \frac{P(B_y)}{\sum_z P(B_y|I_z) P^t(I_z)}, \end{aligned} \quad (2.18)$$

přičemž t je číslo aktuálního kroku metody.

Kapitola 3

Implementace

V této kapitole je popsána implementace jednotlivých metod pro odhad rozmazání a dekonvolučních metod. Vstupem všech zde popsaných metod je rozmazaný obraz **Img**. V případě metod pro odhad délky a úhlu rozmazání je tento obraz převeden na černobílý pomocí rovnice

$$Img = 0,299 \cdot R + 0,587 \cdot G + 0,114 \cdot B, \quad (3.1)$$

kde R reprezentuje červenou složku, G zelenou složku a B modrou složku rozmazaného obrazu.

3.1 Cepstrální metoda

Cepstrální metoda je implementačně velmi jednoduchá. Nejprve je třeba určit střed rozmazaného obrazu. Na základě rovnice 2.1 je vypočteno cepstrum rozmazaného obrazu a je v něm nalezena pozice minima, popřípadě minim – velkých negativních špiček v cepstru. Na základě teoretických předpokladů by se tyto špičky měly vyskytovat vždy dvě, avšak vlivem šumu může být jedna ze špiček výraznější než druhá. Pomocí Pythagorovy věty je určena délka rozmazání jako přepona rozdílu pozic středu a negativní špičky na osách x a y . Úhel rozmazání je pak vypočten jako arkus sinus rozdílu na ose y a délky rozmazání. Pokud se úhel nalézá v prvním, nebo čtvrtém kvadrantu, je třeba jeho hodnotu ještě odečíst výslednou hodnotu od úhlu 180 stupňů.

K této metodě byla dále zavedena jedna volitelná modifikace. V některých případech se v cepstru rozmazaného obrazu vyskytují parazitní velké negativní špičky velmi blízko středu cepstra což způsobuje chybu odhadu délky i úhlu rozmazání. Řešením tohoto problému je nahrazení hodnot v okolí středu cepstra nulami, čímž se znemožní detekce úhlu a délky rozmazání při délky rozmazání obrazu 1 a 2 – je nalezena nejnižší hodnota na náhodném místě cepstra což způsobí chybný odhad rozmazání, ale výrazně zlepší přesnost detekce úhlu i délky ve všech ostatních případech. V tabulce 3.1 a 3.2 jsou uvedeny hodnoty naměřené na testovacím obrázku 4.1(a), u kterého se tyto parazitní negativní špičky projevovaly. Při dalším srovnávání metod je tato modifikace použita.

Úhel rozmazání [stupně]	13	45	63	90	120	151	180
Cepstrální metoda	14	135	135	90	45	45	180
Modifikovaná cepstrální metoda	14	45	63	90	121	151	180

Tabulka 3.1: Ukázka efektivity modifikace cepstrální metody na testovacím obrázku 4.1(a) při délce rozmazání 25 pixelů pro různé úhly rozmazání.

Délka rozmazání [pixely]	2	3	5	7	10	15	25
Cepstrální metoda	2	3	1	1	10	14	1
Modifikovaná cepstrální metoda	4	3	5	7	10	14	25

Tabulka 3.2: Ukázka efektivity modifikace cepstrální metody na testovacím obrázku 4.1(a) při úhlu rozmazání 25 stupňů pro různé délky rozmazání.

3.2 Steerable filtrace

U steerable filtrace je důležité správně zvolit velikost konvolučních jader, s kterými se provádí konvoluce nad výkonovým spektrem rozmazaného obrazu. Na základě experimentů byla jako nejvhodnější zvolena konvoluční jádra tvaru čtverce o hraně stejné jako větší hrana rozmazaného obrazu. Gaussovy funkce jsou vygenerovány tak, aby procházely středem souřadného systému a s krokem velikosti 7 děleno velikostí delší hrany rozmazaného obrazu. V implementaci je pro převedení do výkonového spektra rozmazaného obrazu využito funkcí `_abs`, `_fftshift` a `_fft`

```
1 pwr = _fftshift(_abs(_fft(Img)))^2
```

`Img` reprezentuje původní rozmazaný obraz, `_fft` Fourierovu transformaci rozmazaného obrazu, `_abs` převede komplexní čísla z Fourierovy transformace na jejich absolutní hodnoty a `_fftshift` prohodí kvadranty výkonového spektra.

3.3 Radonova transformace

Radonova transformace pracuje taktéž ve výkonovém spektru rozmazaného obrazu. Experimentálně bylo zjištěno, že přesnost metody lze zlepšit zlogaritmováním výkonového spektra při základu 10.

Implementace využívá všech rozlišení popsaných v kapitole 2.4. Hanovo okno [6] je implementováno pomocí vzorce

$$w(n) = 0,5 \cdot \left(1 - \cos\left(2 \cdot \pi \cdot \frac{n}{N}\right)\right), 0 \leq n \leq N \quad (3.2)$$

pro velikosti obou hran obrazu, kde N reprezentuje velikost dané hrany. Pro vertikální hranu obrazu je výsledný vektor zapsán vertikálně, pro horizontální pak horizontálně. Nakonec jsou tyto dva vektory mezi sebou vynásobeny, čímž vznikne matice reprezentující celkové Hannovo okno. Touto maticí je následně po bodech vynásoben původní rozmazaný obraz a až následně je převeden do výkonového spektra. Implementace pak vypadá následovně:

```

1 cv::Mat output(input.rows, input.cols, input.type()); //deklarace matic
2 cv::Mat hannx(1,input.cols, input.type());
3 cv::Mat hanny(input.rows,1, input.type());
4 cv::Mat hann(input.rows, input.cols, input.type());
5
6 for(i = 0; i < input.cols; i++) { //jednorozmerne Hannovo okno pro osu x
7     hannx.at<float>(0,i) = 0.5 * (1.0-cos(2.0*pi*i/(input.cols-1.0)));
8 }
9 for(i = 0; i < input.rows; i++) { //jednorozmerne Hannovo okno pro osu y
10     hanny.at<float>(i,0) = 0.5 * (1.0-cos(2.0*pi*i/(input.rows-1.0)));
11 }
12 hann = hannx * hanny; //Hannovo okno pro cely obraz
13
14 output = input.mul(hann); //vynasobeni po bodech s puvudnim obrazem

```

Samotnou Radonovu transformaci provádí funkce *_MyRadon*. Jelikož by se jeden pixel výkonového spektra mohl složitěji promítat až na 3 pixely průmětny, je každý z pixelů výkonového spektra rozdělen na čtyři subpixely¹, z nichž se již každý může promítat maximálně do dvou bodů průmětny – jako trojúhelník, popř. čtyřúhelník do jednoho pixelu průmětny a zbytek do druhého. Kam a jakým procentem se bude každý ze subpixelů promítat na průmětnu je určeno na základě zjištění, kam na průmětnu se promítá každý z rohů subpixelu – pokud se všechny promítají do stejného pixelu průmětny, přičte se k hodnotě pixelu na průmětně hodnota celého subpixelu (čtvrtina hodnoty celého pixelu ve výkonovém spektru rozmazaného obrazu). Pokud se jeden roh promítá do jiného pixelu průmětny, promítne se do tohoto pixelu trojúhelníková část subpixelu. V takovém případě se dopočtou souřadnice v subpixelu, kterými prochází dělicí čára mezi pixely průmětny a ke každému z pixelů průmětny se připočte patřičná část subpixelu. Obdobná situace nastává pokud se do jiného pixelu průmětny promítají rohy dva. Na obrázku 3.1 je toto promítání graficky zobrazeno.

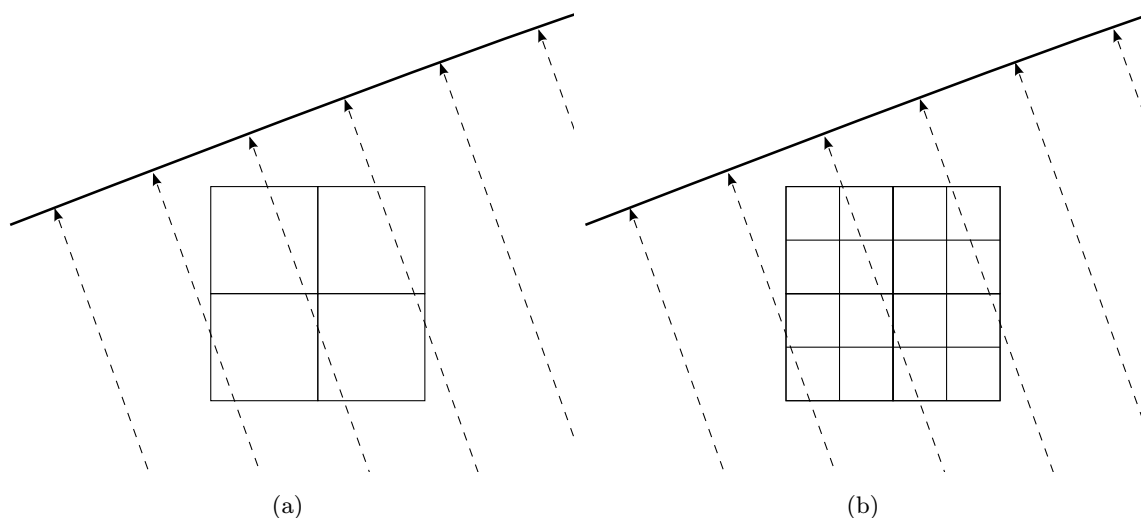
3.4 1D cepstrální metoda

U 1D cepstrální metody je stejně jako u Radonovy transformace využito Hannova okna. Metoda vychází z úhlu odhadnutému některou z předchozích metod a pod tímto úhlem je provedena Radonova transformace funkcí *_MyRadon*. Následně je Radonova transformace provedena nad váhovací maticí jedniček pod stejným úhlem. Negativní špičky by se po provedení algoritmu měly vyskytovat dvě – ve vzdálenosti d od počátku a ve vzdálenosti d od konce jednodimenzionálního cepstra. Vlivem šumu, nebo chyby zaokrouhlení však může být, stejně jako v případě 2D cepstrální metody, jedna ze špiček výraznější. Je třeba nalézt střed cepstra a pokud se nalezená negativní špička nenalézá mezi počátkem a středem cepstra, použije se vzdálenost mezi negativní špičkou a koncem cepstra. U nalezené vzdálenosti je třeba nakonec ještě provést korekci. Jelikož vztah 2.10 platí pouze pro čtvercové obrazy, je pro tuto korekci použit odvozený vztah

$$Dk = \frac{D}{L} \cdot \left(X - (X - Y) \cdot \left(1 - \left| \left(\frac{90 - \Theta}{90} \right) \right| \right) \right). \quad (3.3)$$

D zde reprezentuje nalezené odhad délky, L délku cepstra, X a Y velikost hran obrázku a Θ odhad úhlu, pod kterým byla provedena Radonova transformace.

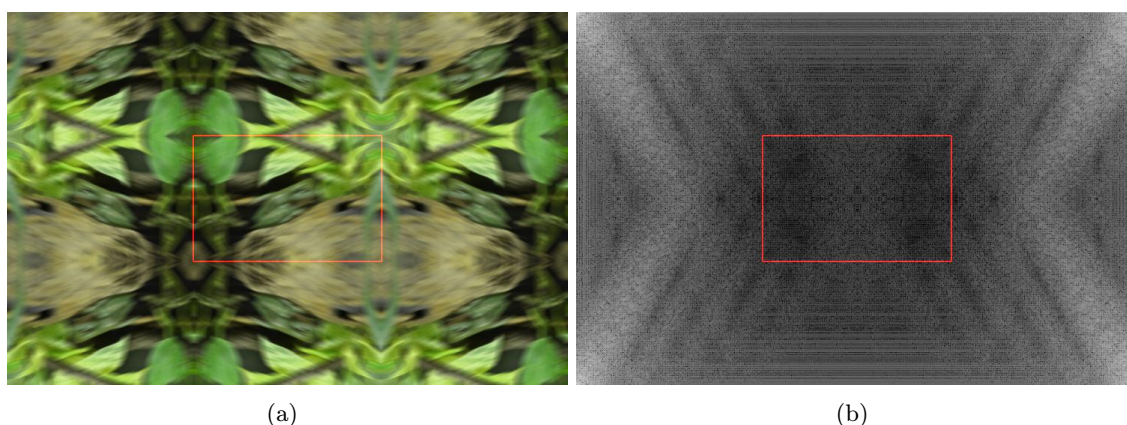
¹Toto rozdělení je inspirováno implementací Radonovy transformace v matlabu <http://www.mathworks.com/help/images/ref/radon.html>



Obrázek 3.1: Zobrazení pixelů na průmětnu Radonovou transformací. Běžná velikost pixelu **3.1(a)** – jeden pixel se může promítat až do tří pixelů průmětny, rozdělení pixelu na čtyři subpixely **3.1(b)** – pixel se může promítat maximálně do dvou pixelů průmětny.

3.5 Inverzní a Wienerův filtr

Jelikož je Wienerův filtr rozšířením filtru inverzního je implementace v obou případech téměř totožná. Nejprve je nutné rozložení obrazu na jeho jednotlivé barevné složky a každá ze složek je filtrována samostatně. Po dokončení filtrace jsou složky zpět složeny do jednoho obrazu. Během filtrace vznikají na okrajích restaurovaného obrazu artefakty způsobené velkou změnou kontrastu při přechodu informace obrazu do nulového okolí. Aby se tomuto jevu předešlo, je původní obraz rozšířen na všechny strany o zrcadlově otočený obraz podle dané osy a následně je vyříznut střed obrazu, který je vrácen jako výsledek. K tomuto jevu dochází i uvnitř obrazu na místech s vysokým skokovým rozdílem kontrastu, avšak většinou v menší míře. Na obrázku **3.2** je grafické znázornění tohoto zvětšení s vyznačeným středem.



Obrázek 3.2: Ukázka zvětšení obrazu pro restauraci Wienerovým filtrem. Ukázka rozšířeného rozmazaného obrazu s vyznačeným středem **3.2(a)** a ukázka jeho frekvenčního spektra s vyznačeným středem **3.2(b)** – efekt okrajových artefaktů je eliminován.

Kapitola 4

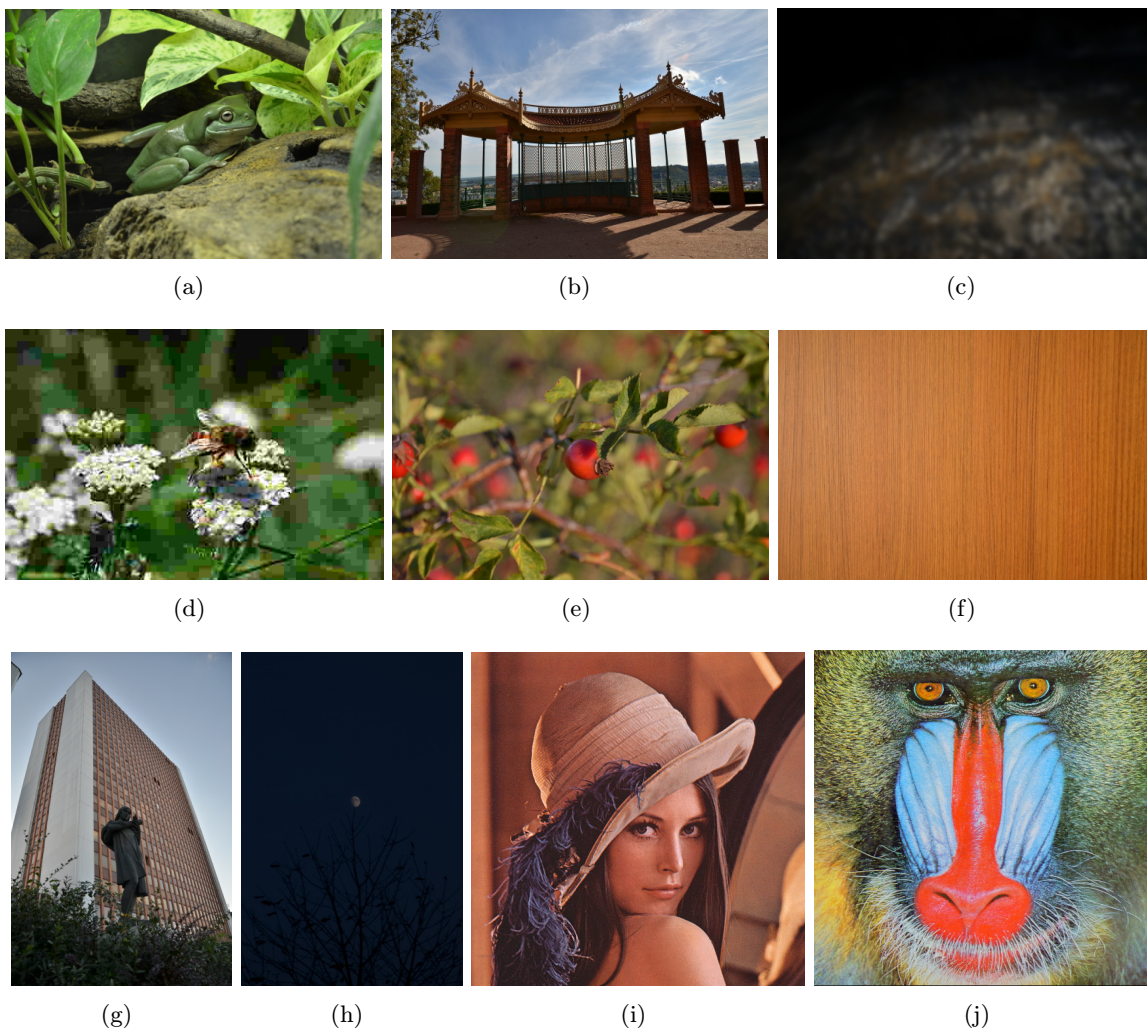
Testování a dosažené výsledky

Jelikož jsou výše popsané metody vhodné pouze k odhadu úhlu a délky rozmazání po úsečce, byly tyto metody testovány na sadě deseti synteticky rozmazaných obrázků 4.1. Rozptylové funkce reálně rozmazaných obrázků mají většinou složitější charakter, ať už se jedná o různou intenzitu rozmazání, nebo rozmazání ve více směrech a proto pro ně nejsou tyto metody příliš vhodné.

Testovací dataset obsahuje množství rozdílných fotografií pro demonstraci efektivity jednotlivých metod pro odhad rozmazání i dekonvolučních metod za různých podmínek. Dataset obsahuje obrázek s nízkými i vysokými rozdíly kontrastu, jednu a více textur, opakující se útvary, částečnou i úplnou neostrost obrázku a obrázek poškozený kompresí JPEG. Dále pak obsahuje standardní testovací obrázky Lena a baboon.

Testování probíhalo jednotlivě pro jednotlivé metody pro odhad úhlu rozmazání, odhad délky rozmazání i dekonvoluční metody. Pro všechny metody s výjimkou Radonovy transformace byly vytvořeny grafy chyby zahrnující úhly 0 až 175 stupňů s krokem 5 stupňů a délky rozmazání v rozsahu 2 až 26 pixelů s krokem 2 pixely. U Radonovy transformace byly kvůli velké časové náročnosti otestovány pouze dvě délky rozmazání a to 5 pixelů reprezentující menší délky rozmazání a 25 pixelů reprezentující větší délky rozmazání. Pro všechny metody odhadu byl také zjišťován vliv rozlišení na odhad dané metody – u metod pro odhad úhlu bylo prováděno testování opět pro úhly 0 až 175 stupňů s krokem 5 stupňů a pro délky 5 a 25 pixelů, pro délky rozmazání pak byly zkoumány délky 2 až 35 pixelů s krokem 1 pixel a pro 2 úhly rozmazání – 13 a 120 stupňů. Vliv rozlišení byl testován na testovacím obrázku 4.1(j) neboť podával pro jednotlivé metody nejlepší výsledky – nedochází tak k velkému ovlivnění výsledků dalšími faktory obrázku. Testovaná rozlišení byla 800×800 , 500×500 , 300×300 a 160×160 pixelů.

Wienerův i inverzní filtr byly testovány na celé sadě testovacích obrázků – vždy pro stejnou délku a úhel rozmazání a byly porovnány jejich výsledky při restauraci obrazu. Restaurace probíhala pod stejným úhlem a délkou pod jakou byl původní obrázek rozmazán aby bylo dosaženo nejlepších možných výsledků.

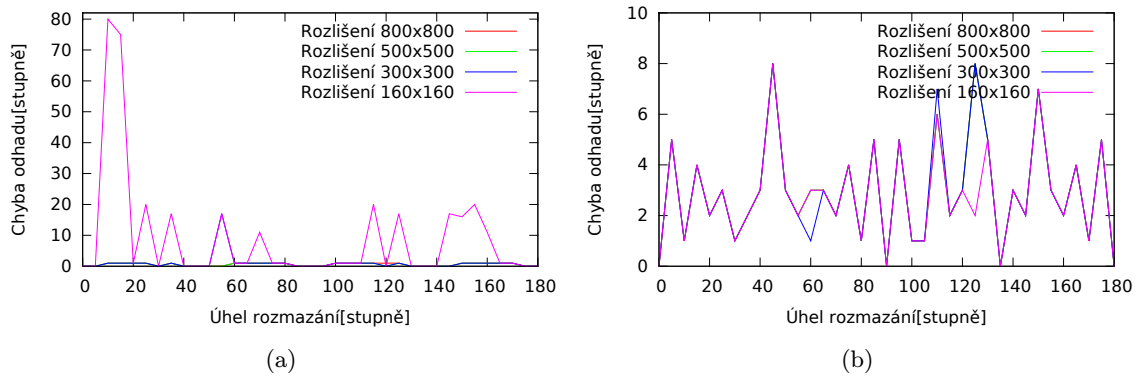


Obrázek 4.1: Testovací dataset obrázků. Obrázek s více texturami 4.1(a), vysoké rozdíly kontrastu 4.1(b), rozostřený obrázek 4.1(c), obrázek poškozený kompresí JPEG 4.1(d), částečně neostrý obrázek 4.1(e), textura 4.1(f), opakující se vzory 4.1(g), nízké rozdíly kontrastu 4.1(h), standardní testovací obrázek – Lena 4.1(i) a standardní testovací obrázek – baboon 4.1(j).

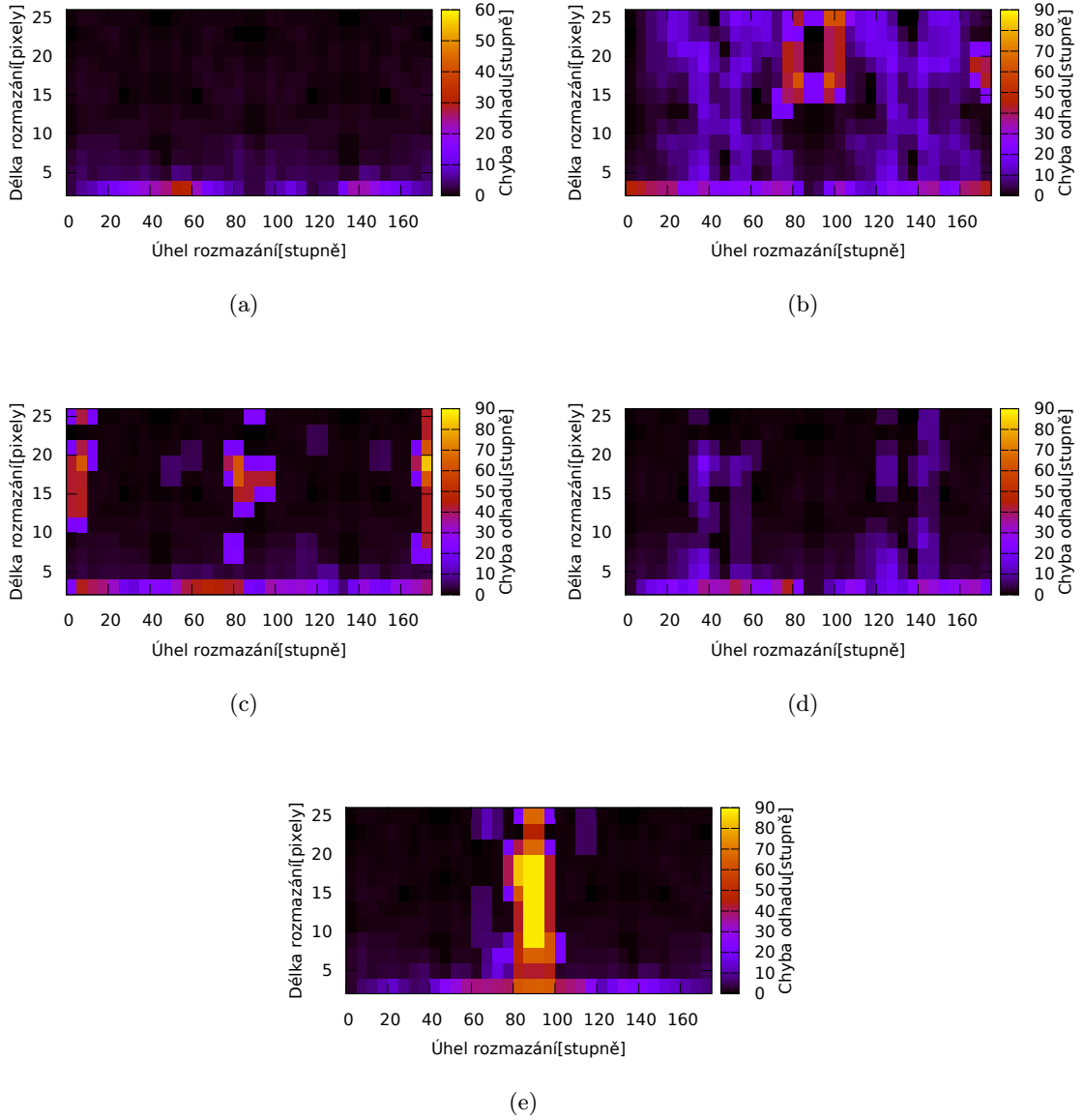
4.1 Cepstrální metoda pro odhad úhlu

Cepstrální metoda podává při odhadu úhlu velmi dobré výsledky. Vzhledem k použitému rozšíření se při délce rozmazání 2 pixely vyskytují náhodné velké negativní špičky v cepstru rozmazaného obrázku a tudíž je zde vysoká chybovost odhadu na všech testovaných obrázcích. Na základě grafů 4.3 je pak zřejmé, že tato metoda nemá s většinou testovaných obrázků problém. Značnou chybovost zde vykazují rozostřený obraz 4.3(b) a částečně rozostřený obraz 4.3(d), kde jsou chyby koncentrovány okolo úhlů 45 a 135 stupňů. U zcela rozostřeného obrazu pak také roste chybovost odhadu se zvyšující se délkou rozmazání. Největších lokálních chyb obsahuje obraz textury 4.3(e), kde je úhel 90 stupňů chybně odhadnut jako úhel 0 stupňů. Lokální chyby pak také vykazuje obraz poškozený kompresí JPEG 4.3(c) který vykazuje chybovost okolo úhlů 0, 90 a 180 stupňů.

Z grafů 4.2 je pak patrné, že vyšší rozlišení má na odhad cepstrální metody zanedbatelný vliv, avšak u nízkého rozlišení a vyšších délek rozmazání se projevuje vysoká chybovost odhadu.



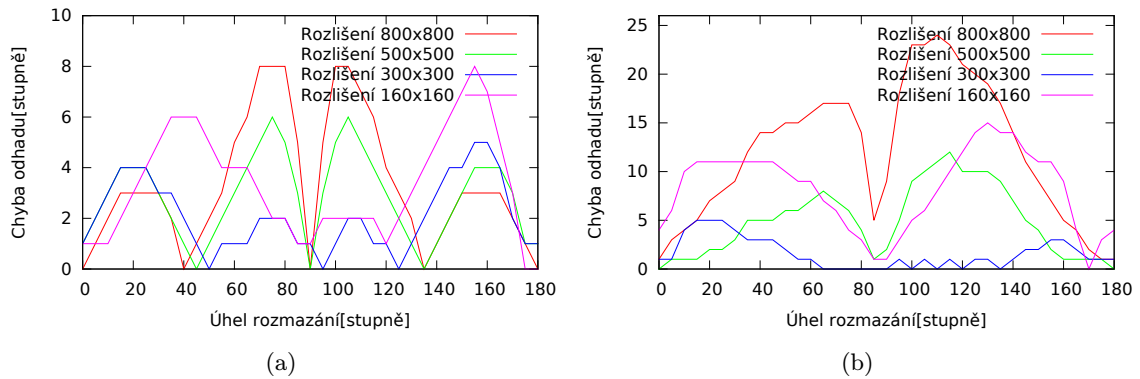
Obrázek 4.2: Graf ukazující vliv rozlišení obrázku na odhad úhlu rozmazání cepstrální metodou. Cepstrální metoda s délkou rozmazání 25 pixelů 4.2(a) a cepstrální metoda s délkou rozmazání 5 pixelů 4.2(b).



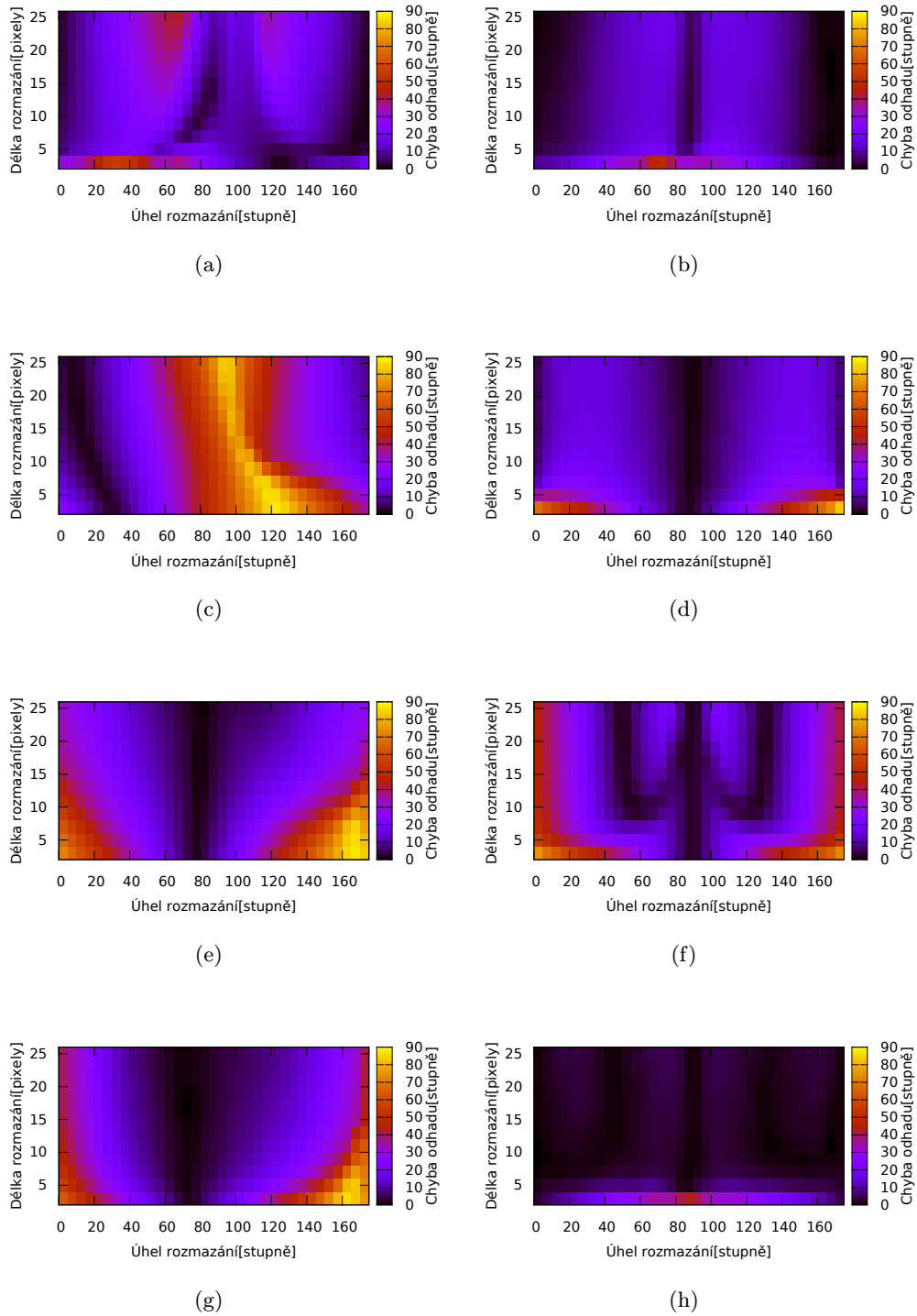
Obrázek 4.3: Výsledky cepstrální metody pro odhad úhlu. Testovací obrázky s více texturami 4.1(a), opakující se vzory 4.1(g), nízké přechody kontrastu 4.1(h), vysoké přechody kontrastu 4.1(b), Lena 4.1(i) a baboon 4.1(j) mají velmi podobné výsledky a proto jsou zastoupeny pouze grafem 4.3(a). Pro rozostřený obrázek 4.1(c) jsou výsledky vyneseny do grafu 4.3(b), pro obrázek poškozený kompresí JPEG 4.1(d) do grafu 4.3(c), pro částečně rozostřený obrázek 4.1(e) do grafu 4.3(d) a pro obrázek textury 4.1(f) do grafu 4.3(e).

4.2 Steerable filtrace

U steerable filtrace vykazuje většina testovaných obrazů rozdílné chování. Zdaleka nejlepších výsledků dosahuje testovací obrázek baboon 4.5(h) následovaný obrázkem s nízkými rozdíly kontrastu 4.5(b). Částečně rozostřený obraz 4.5(e), Lena 4.5(g) a textura 4.5(f) vykazují vysokou chybovost okolo úhlů 0 a 180 stupňů především při kratších délkách rozmazání. Zcela rozostřený obraz 4.5(c) pak dosahuje velké chybovosti v okolí úhlu 90 stupňů. Z grafu 4.4 je pak patrné, že rozlišení testovaného obrazu má na steerable filtraci značný vliv při obou testovaných délkách rozmazání.



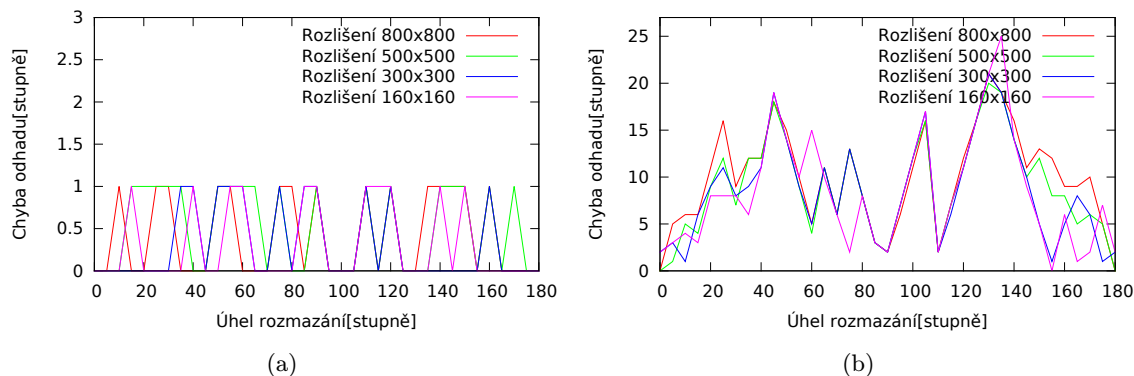
Obrázek 4.4: Graf ukazující vliv rozlišení obrázku na odhad úhlu rozmazání steerable filtrací. Steerable filtrace s délkou rozmazání 25 pixelů 4.4(a) a steerable filtrace s délkou rozmazání 5 pixelů 4.4(b).



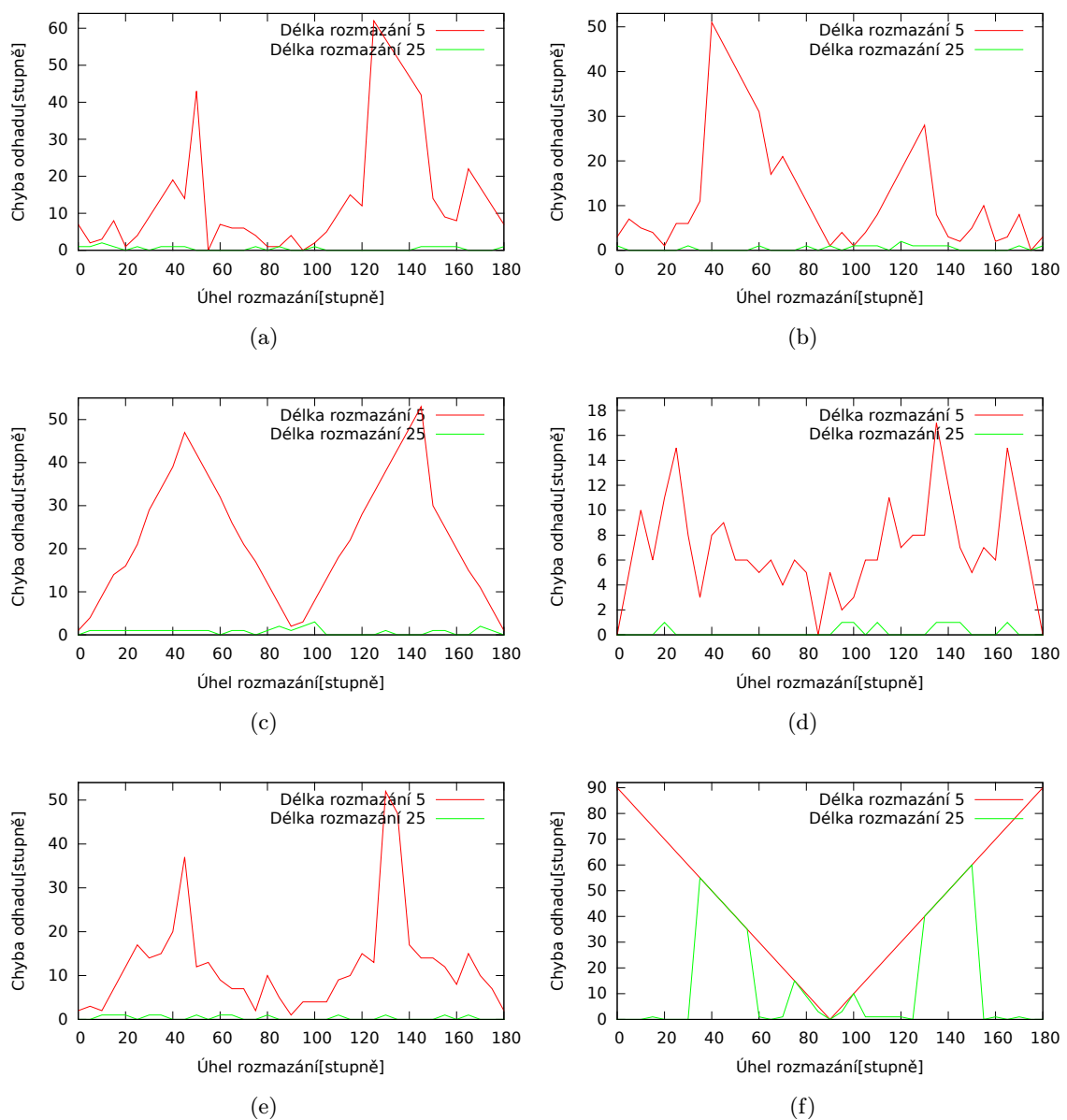
Obrázek 4.5: Výsledky steerable filtrace. Obrázky s více texturami 4.1(a), vysoké rozdíly kontrastu 4.1(b) a obrázek poškozený kompresí JPEG 4.1(d) podávaly velmi podobné výsledky a jsou zastoupeny grafem 4.5(d). Výsledky pro obrázek s opakujícími se vzory 4.1(g) jsou vyneseny do grafu 4.5(a), pro obrázek s nízkými rozdíly kontrastu 4.1(h) do grafu 4.5(b), pro kompletně rozmazaný obrázek 4.1(c) do grafu 4.5(c), pro částečně rozostřený obrázek 4.1(e) do grafu 4.5(e), pro obrázek textury 4.1(f) do grafu 4.5(f), pro testovací obrázek Lena 4.1(i) do grafu 4.5(g) a pro testovací obrázek baboon 4.1(j) do grafu 4.5(h).

4.3 Radonova transformace

Radonova transformace podává u vyšších délek rozmazání vynikající výsledky – ve všech případech kromě obrázku textury 4.1(f) má téměř zanedbatelnou chybovost. Nejlepších výsledků pro kratší délky rozmazání zde dosahuje rozostřený obraz. U textury byl pro kratší délku rozmazání odhadnut ve všech případech úhel 90 stupňů. Výsledky pro ostatní obrázky jsou pro kratší délku rozmazání srovnatelné. Z grafu 4.6 pak vyplývá, že rozlišení obrazu má na Radonovu transformaci zanedbatelný vliv.



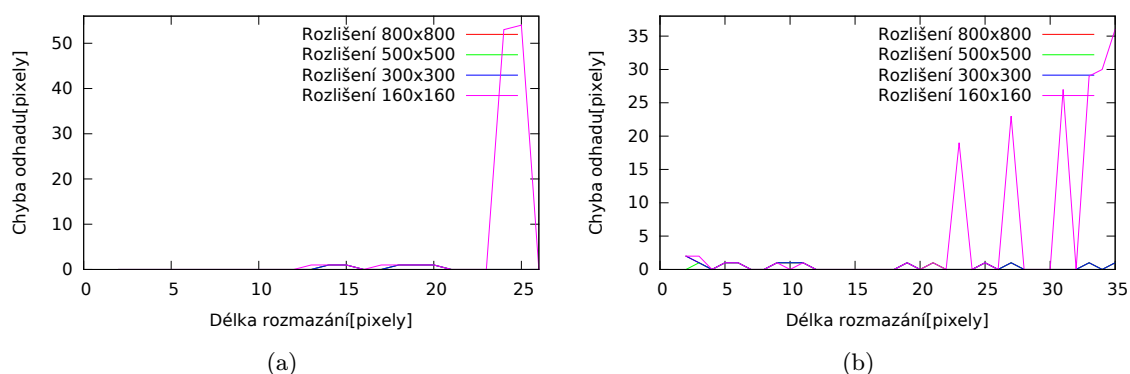
Obrázek 4.6: Graf ukazující vliv rozlišení obrázku na odhad úhlu rozmazání Radonovou transformací. Radonova transformace s délkou rozmazání 25 pixelů 4.6(a) a Radonova transformace s délkou rozmazání 5 pixelů 4.6(b).



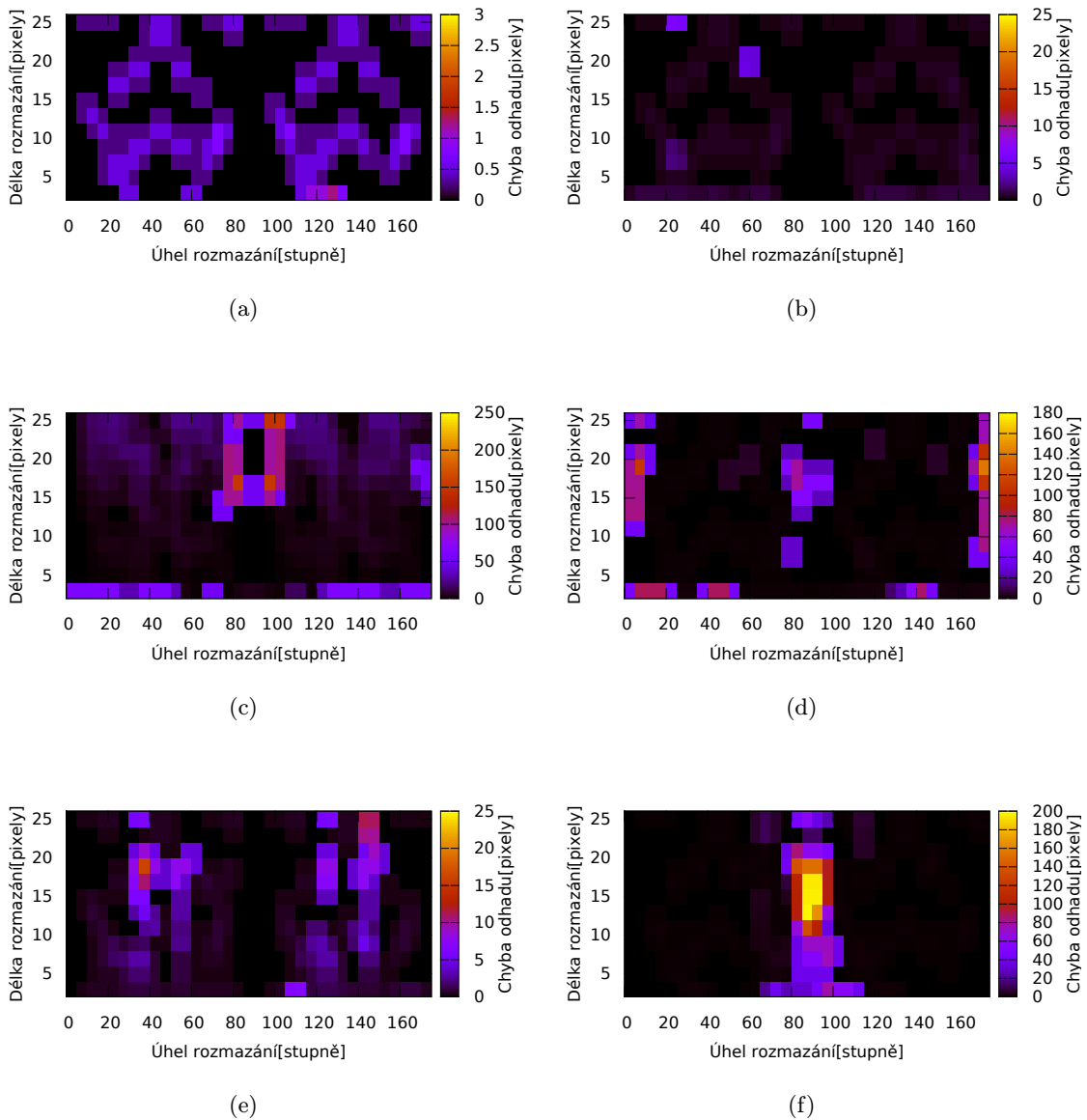
Obrázek 4.7: Výsledky Radonovy transformace. Vzhledem k velmi podobným výsledkům jsou testovací obrázky s nízkým rozdílem kontrastu 4.1(h), celkově rozostřený obrázek 4.1(c), částečně rozostřený obrázek 4.1(e), testovací obrázek Lena 4.1(i) a testovací obrázek baboon 4.1(j) zastoupeny grafem 4.7(d). Graf 4.7(a) pak reprezentuje obraz s více texturami 4.1(a), graf 4.7(b) obraz s opakujícími se vzory 4.1(g), graf 4.7(c) obraz s vysokými rozdíly kontrastu 4.1(b), graf 4.7(e) obraz poškozený kompresí JPEG 4.1(d) a graf 4.7(f) obraz textury 4.1(f).

4.4 Cepstrální metoda pro odhad délky

Podobně jako u odhadu úhlu rozmazání podává cepstrální metoda u odhadu délky také velmi dobré výsledky. Chybovost u délky rozmazání 2 pixely je způsobena použitým rozšířením cepstrální metody. Největší chybovosti opět dosahuje u obrázku textury okolo úhlu rozmazání 90 stupňů 4.9(f). Pro částečně rozostřený obrázek se pak vyskytuje vyšší chybovost odhadu v okolí úhlů 4.9(e). Obrázek poškozený kompresí JPEG vykazuje chybovost v okolí úhlů 0, 90 a 180 stupňů 4.9(d) a kompletně rozostřený obrázek pak v okolí úhlu 90 stupňů 4.9(c). U tohoto obrázku se také zvyšuje chybovost s délkou rozmazání. Vliv rozlišení je totožný jako u odhadu úhlu rozmazání 4.8 – metoda vykazuje vysokou chybovost u větších délek rozmazání při nízkém rozlišení, v ostatních případech pak podává velmi dobré výsledky.



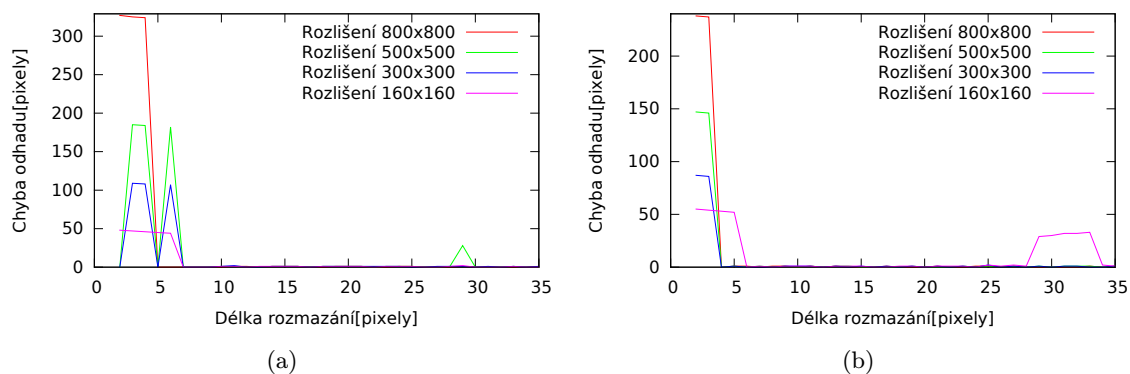
Obrázek 4.8: Graf ukazující vliv rozlišení obrázku na odhad délky rozmazání cepstrální metodou. Cepstrální metoda s úhlem rozmazání 13 stupňů 4.8(a) a cepstrální metoda s úhlem rozmazání 120 stupňů 4.8(b).



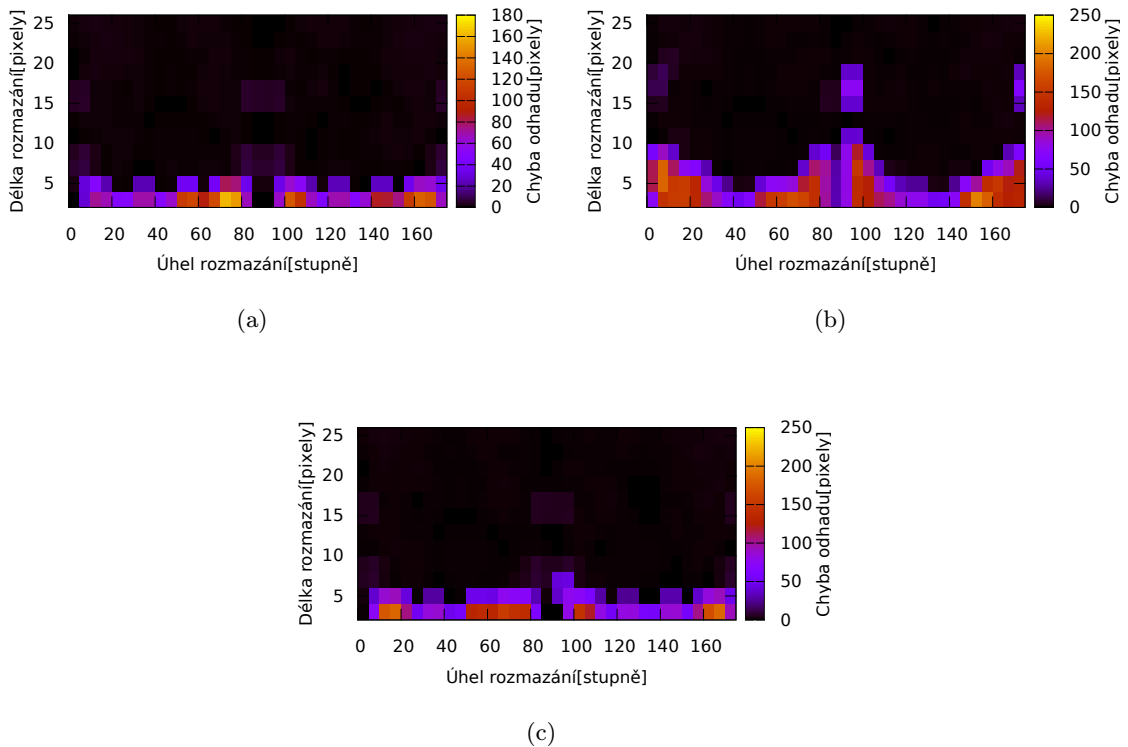
Obrázek 4.9: Výsledky cepstrální metody pro odhad délky. Testovací obrázky s více texturami 4.1(a) a s vysokými rozdíly kontrastu 4.1(b) mají velmi podobné výsledky a proto jsou reprezentovány pouze grafem 4.9(b). Dále pak mají velmi podobnou odezvu obrázky s opakujícími se vzory 4.1(g), obrázek s nízkými rozdíly kontrastu 4.1(h), testovací obrázek Lena 4.1(i) a testovací obrázek baboon 4.1(j) a jsou zastoupeny grafem 4.9(a). Výsledky kompletně rozostřeného obrázku 4.1(c) jsou vyneseny do grafu 4.9(c), pro obrázek poškozený kompresí JPEG 4.1(d) do grafu 4.9(d), pro částečně rozostřený obrázek 4.1(e) do grafu 4.9(e) a pro obrázek textury 4.1(f) do grafu 4.9(f).

4.5 1D cepstrální metoda

1D cepstrální metoda pro odhad délky rozmazání podává velmi dobré výsledky pro střední a větší délky rozmazání, malé délky rozmazání však není schopná korektně detekovat. Většina obrázků podává vyrovnané výsledky s chybným odhadem maximálně do délky rozmazání 6 pixelů, pro větší délky rozmazání je již metoda velmi přesná. Jedinou výjimku zde tvoří zcela rozostřený obraz, kde se vyskytuje vysoká chybovost koncentrovaná v okolí úhlů 0, 90 a 180 stupňů. Jak je patrné z grafu 4.10, změna rozlišení má na přesnost této metody téměř zanedbatelný vliv – mění se především chybný odhad na začátku cepstra pro malé délky rozmazání.



Obrázek 4.10: Graf ukazující vliv rozlišení obrázku na odhad délky rozmazání 1D cepstrální metodou. 1D cepstrální metoda s úhlem rozmazání 13 stupňů 4.10(a) a 1D cepstrální metoda s úhlem rozmazání 120 stupňů 4.10(b).



Obrázek 4.11: Výsledky 1D cepstrální metody. Testovací obrázky s více texturami 4.1(a), opakujícími se vzory 4.1(g), vysokými rozdíly kontrastu 4.1(b), poškozený kompresí JPEG 4.1(d) a testovací obrázek baboon 4.1(j) podávaly velmi podobné výsledky a jsou proto reprezentovány grafem 4.11(a). Dále pak podávaly velmi podobné výsledky obrázky s nízkými rozdíly kontrastu 4.1(h), částečně rozostřený obrázek 4.1(e), obrázek textury 4.1(f) a testovací obrázek Lena 4.1(i) které jsou reprezentovány grafem 4.11(c). Výsledky celkově rozostřeného obrázku 4.1(c) jsou vyneseny do grafu 4.11(b).

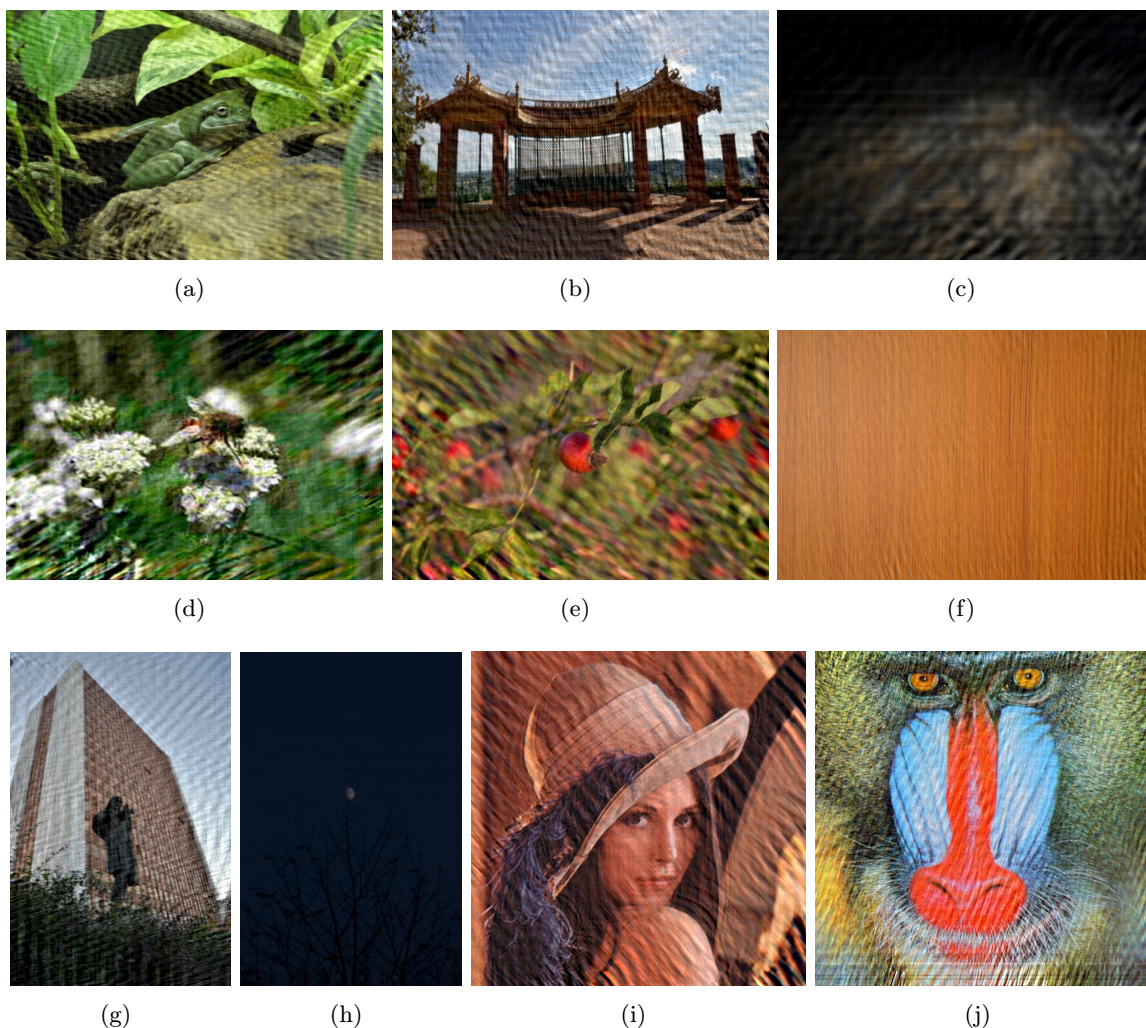
4.6 Inverzní filtr

Inverzní filtr dosahuje nejlepších výsledků při restauraci u obrázků s nízkými změnami kontrastu 4.13(h) a u obrázku textury dřeva 4.13(f), kde se taktéž žádné velké změny kontrastu nenacházejí. U ostatních obrázků se však v restaurovaném obraze objevuje značné množství artefaktů.

Jako nejvhodnější práh se při filtraci jevila konstanta 0,055, s kterou bylo dosaženo zachování značného množství detailů při rozumném množství artefaktů v obraze. Se zvyšujícím se prahem dochází ke ztrátě detailů, snižuje se však také množství artefaktu v obraze. V případě dalšího snižování prahu je tomu naopak – zlepšuje se množství detailů v obraze, přibývá však také artefaktů.

Obrázek 4.13(a) byl rozmazán a restaurován pod úhlem 14 stupňů s délkou rozmazání 15 pixelů, u obrázku 4.13(g) se jedná o úhel 167 stupňů a délku rozmazání 20 pixelů. Obrázek 4.13(h) je rozmazán a restaurován pod úhlem 89 stupňů s délkou 18 pixelů, u obrázku 4.13(b) jsou použity úhel 62 stupňů a délka 16 pixelů, u obrázku 4.13(c) je to úhel 135 stupňů a délka 25. Obrázek 4.13(d) má parametry rozmazání 151 stupňů a délku 24 pixelů,

obrázek 4.13(e) má úhel rozmazání 35 stupňů a délku 20 pixelů, obrázek 4.13(f) úhel 70 stupňů a délku 19 pixelů, obrázek 4.13(i) pak má úhel rozmazání 48 stupňů při délce 23 pixelů a obrázek 4.13(j) úhel 107 stupňů a délku rozmazání 19 pixelů.

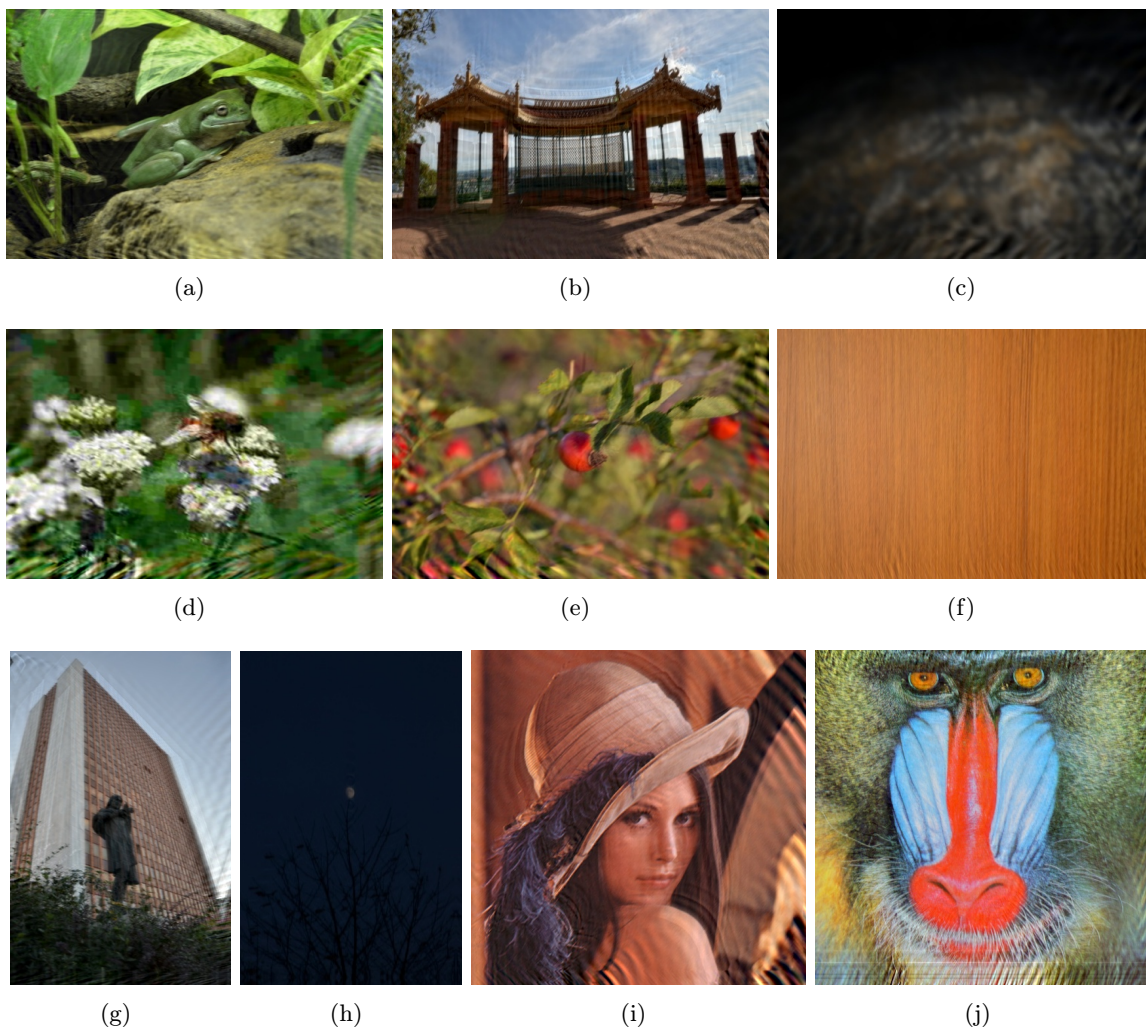


Obrázek 4.12: Testovací dataset obrázků restaurovaný inverzním filtrem s prahem 0,055. Obrázek s více texturami 4.12(a), ostré přechody kontrastu 4.12(b), rozostřený obrázek 4.12(c), obrázek poškozený kompresí JPEG 4.12(d), částečně neostrý obrázek 4.12(e), textura 4.12(f), opakující se vzory 4.12(g), nízké rozdíly kontrastu 4.12(h), standardní testovací obrázek – Lena 4.12(i) a standardní testovací obrázek – baboon 4.12(j).

4.7 Wienerův filtr

Wienerův filtr byl také otestován na celém testovacím datasetu obrázků se stejnými parametry jako v případě inverzního filtru. Stejně jako on také dosahuje nejlepších výsledků na obrázcích s malými rozdíly kontrastu – obrázek 4.1(h) a obrázek textury 4.1(f). Na všech ostatních obrázcích však vykazuje lepší výsledky než předchozí inverzní filtr. Nejhorších výsledků tento filtr dosahuje při vysokých změnách kontrastu na obrázku 4.13(b), kde se objevuje značné množství artefaktů v obraze.

Jako odstup signálu od šumu byla u testování použita konstanta 0,005 při které je zachováno značné množství detailů při nízkém množství artefaktů na testovaném datasetu. Se snižující se konstantou roste množství detailů v obraze, přibývá však artefaktů a artefakty jsou také výraznější. S rostoucí konstantou pak naopak artefaktů ubývá a jsou méně zřetelné, dochází však ke ztrátě detailů v obraze.



Obrázek 4.13: Testovací dataset obrázků restaurovaný Wienerovým filtrem s konstantním odstupem signálu od šumu 0,005. Obrázek s více texturami 4.13(a), ostré přechody kontrastu 4.13(b), rozostřený obrázek 4.13(c), obrázek poškozený kompresí JPEG 4.13(d), částečně neostrý obrázek 4.13(e), textura 4.13(f), opakující se vzory 4.13(g), nízké rozdíly kontrastu 4.13(h), standardní testovací obrázek – Lena 4.13(i) a standardní testovací obrázek – baboon 4.13(j).

Kapitola 5

Závěr

Tato práce ukazuje některé metody pro odhad parametrů rozmazání obrazu po úsečce natočené pod určitým úhlem vzhledem k ose x a porovnává jejich efektivitu na různorodých obrázcích. Z výsledků porovnání je patrné, že na odhad jednotlivých metod má vliv velké množství faktorů – rozlišení obrazu, částečná i úplná neostrost obrazu, ale i obraz samotný. Experimentálně bylo zjištěno, že u větších délek rozmazání je nejvhodnější pro odhad úhlu Radonova transformace, u kratších délek pak přesnější odhady podává cepstrální metoda. Steerable filtrace vykazuje u většiny testovaných obrázků vysokou chybovost, a proto není pro odhad úhlu rozmazání příliš vhodná. Jako velmi efektivní se jeví modifikace cepstrální metody s vynulování okolí cepstra, se kterou podává metoda u některých obrázků znatelně lepší výsledky.

U délek rozmazání podává u kratších délek lepší výsledky cepstrální metoda, pro větší délky podávají cepstrální i 1D cepstrální metoda většinou srovnatelné výsledky, ale v některých případech může být 1D cepstrální metoda přesnější jako například u částečně rozostřeného obrazu.

Wienerova i inverzní filtrace jsou schopny původní obraz částečně zrekonstruovat, ani v jednom z případů však nedosahují kvality původního obrazu. Při velkých změnách kontrastu vznikají filtrací v obraze rušivé artefakty – nejlépe se jim daří rekonstruovat obrazy s malými změnami kontrastu. Wienerova filtrace podává na všech testovaných obrázcích srovnatelné nebo lepší výsledky než filtrace inverzní.

Metody pro restauraci obrazu byly implementovány formou knihovny pro operační systém linux a byla k nim vytvořena konzolová aplikace demonstrující práci s touto knihovnou. V rámci řešení byly výsledky této práce prezentovány a publikovány v rámci studentské konference EEICT 2013¹.

Jako pokračování této práce by mohla být implementována Richardson-Lucy dekonvoluce a další složitější metody pro odhad rozptylové funkce, popřípadě filtry redukující artefakty v obraze vznikající při vysokých změnách kontrastu u Wienerova filtru.

¹<http://www.feec.vutbr.cz/EEICT/>

Literatura

- [1] BORACCHI, G.; CAGLIOTI, V.: *Motion blur estimation at corners*[Online]. Technická zpráva, Dipartimento di Elettronica e Informazione, Politecnico di Milano, Březen 2007.
URL http://home.deib.polimi.it/boracchi/docs/2007_03_08_VISAPP_Boracchi.pdf
- [2] BRAUERS, J.; SEILER, C.; AACH, T.: *Direct PSF Estimation Using a Random Noise Target*[Online]. Technická zpráva, Institute of Imaging and Computer Vision, RWTH Aachen University, 2010.
URL http://www.imaging.org/ist/publications/reporter/articles/Rep25_2_EI2010_BRAUERS.pdf
- [3] FREEMAN, W. T.; ADELSON, E. H.: The design and use of steerable filters. In: *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* [Online], ročník 13, č. 9, září 1991 [cit. 11.1.2013].
URL http://ywing.kaist.ac.kr/papers/tr_projectivedeblur.pdf
- [4] JAN, J.: *Medical Image Processing, Reconstruction and Restoration : Concepts and Methods*. Boca Raton, FL, USA : CRC Press, Taylor and Francis Group, první vydání, 2006, ISBN 0-8247-5849-8, 730 s.
- [5] KRAHMER, F.; LIN, Y.; MCADOO, B.: *Blind image deconvolution: motion blur estimation*[Online]. Technická zpráva, Institute for mathematics and its applications, University of Minnesota, Srpen 2006 [cit. 04.1.2013].
URL <https://www.ima.umn.edu/preprints/sep2006/2133-5.pdf>
- [6] OPPENHEIM, A. V.; SCHAFER, R. W.: *Discrete-time signal processing*. Prentice-Hall, druhé vydání, 1989, ISBN 0-13-754920-2, 870 s.
- [7] STAHL, M.; OHLSSON, N.: *Using Pseudo Inverse and Wiener Filtering for Deconvolution of Linearly Blurred Images*[Online]. Technická zpráva, Department of Earth and Space Science, Chalmers University of Technology, Říjen 2011.
URL <http://web.student.chalmers.se/~olnik1/p8g1.pdf>
- [8] TAI, Y.-W.; TAN, P.; GAO, L.; aj.: *Richardson-Lucy Deblurring for Scenes under A Projective Motion Path*[online]. Technická zpráva, Department of Electrical & Computer Engineering, National University of Singapore, červenec 2009 [cit. 11.1.2013].
URL http://www.ece.nus.edu.sg/stfpage/eletp/Papers/tech_report09.pdf